

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO (PPGA)
CENTRO DE CIÊNCIAS EM GESTÃO E TECNOLOGIA (CCGT)

ANA PAULA BORGES DIAS

ANÁLISE DE DETERMINANTES NO SUCESSO
DA REORGANIZAÇÃO FINANCEIRA DE EMPRESAS
EM RECUPERAÇÃO JUDICIAL

SOROCABA -SP
2023

Borges Dias, Ana Paula

ANÁLISE DE DETERMINANTES NO SUCESSO DA
REORGANIZAÇÃO FINANCEIRA DE EMPRESAS EM
RECUPERAÇÃO JUDICIAL / Ana Paula Borges Dias --
2023.
107f.

Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de São
Carlos, campus Sorocaba, Sorocaba
Orientador (a): Andrei Aparecido de Albuquerque
Banca Examinadora: Andrei Aparecido de Albuquerque,
Herick Fernando Moralles, Rodrigo Alves Silva
Bibliografia

1. Recuperação Judicial. 2. Falência. 3. Modelo de
Previsão de Recuperação. I. Borges Dias, Ana Paula. II.
Título.

Ficha catalográfica desenvolvida pela Secretaria Geral de Informática
(SIn)

DADOS FORNECIDOS PELO AUTOR

Bibliotecário responsável: Maria Aparecida de Lourdes Mariano -
CRB/8 6979

ANA PAULA BORGES DIAS

ANÁLISE DE DETERMINANTES NO SUCESSO DA REORGANIZAÇÃO
FINANCEIRA DE EMPRESAS EM RECUPERAÇÃO JUDICIAL

Dissertação ao Programa de Pós-Graduação em Administração, ao Centro Ciências em Gestão e Tecnologia da Universidade Federal de São Carlos, para obtenção do título de mestre em administração.

Orientador: Prof. Dr. Andrei Aparecido de Albuquerque

Sorocaba-SP
2023

RESUMO

DIAS, Ana Paula Borges. Análise de determinantes no sucesso da reorganização financeira de empresas em recuperação judicial. 2023. Dissertação (Mestrado em Administração) Centro Ciências em Gestão e Tecnologia, Universidade Federal de São Carlos, Sorocaba, 2023.

O campo de estudo da falência e insolvência, é uma área que ainda está em desenvolvimento, muitos são os estudos que propõem novos modelos de previsão de falência com o objetivo de trazer maior precisão para a tomada de decisão de financiamentos para bancos, e de investimento para acionistas. O trabalho aborda o tema da falência e recuperação judicial em uma estrutura de artigos. O primeiro é um artigo de revisão de literatura sistemática, no qual buscou-se identificar a evolução do campo de pesquisa e seu estado da arte, assim como identificar por meio de uma análise qualitativa os tipos de modelos e variáveis explicativas mais utilizados na previsão de falência. Os principais resultados encontrados nesse artigo foram que o modelo mais utilizado para previsão de falência nos estudos analisados foi o Z-Score de Altman; as variáveis mais utilizadas são de rentabilidade líquida e endividamento; e para o tipo de modelo os mais presentes foram o de regressão logística e de análise multivariada discriminante. Segue-se o trabalho com o segundo artigo o qual é um trabalho quantitativo de aplicação de modelos Z-Score em amostras brasileiras, que busca analisar tanto a performance dos modelos quanto das variáveis. Para esse artigo encontrou-se que para a amostra selecionada os modelos de Altman não tiveram tão boa performance quanto na amostra a qual foram desenvolvidos, obtendo 10% Erro tipo I e 33% erro tipo II para o modelo Z-Score Revised e 52% de erro tipo I e 3% erro tipo II para o modelo Emerging Markets. No entanto, com base nos resultados dos testes F aplicados, as variáveis dos modelos Z-Score possuem habilidades discriminantes significativas para o evento da falência e recuperação judicial. O terceiro e último artigo propõe um novo modelo de previsão de emergência ou recuperação judicial, que ao contrário da maioria dos estudos existentes no campo, não tem como objetivo identificar o momento em que a empresa irá entrar em insolvência ou estado de falência, mas sim identificar dentre as quais se encontram nesse estado quais são as capazes de se recuperar. Nesse trabalho o resultado do modelo proposto foi de 95,74 de AUC, 17% erro tipo I e 4% erro tipo II. Para a prática essa pesquisa fornece informações relevantes para a tomada de decisão para gestores e investidores não somente para o tópico da falência, mas também para a recuperação e emergência empresarial e quais variáveis se mostraram significantes para esse evento.

Palavras-chave: Recuperação Judicial; Falência; Modelo de Previsão de Recuperação

ABSTRACT

DIAS, Ana Paula Borges. Analysis of determinants on the success of financial restructuring of companies in judicial recovery. 2023. Dissertation (Master's in Administration) Center for Science in Management and Technology, Federal University of São Carlos, Sorocaba, 2023.

The field of bankruptcy and insolvency is an area that is still in development, with many studies proposing new bankruptcy prediction models to bring greater accuracy to financing decision-making for banks and investment for shareholders. This research addresses the topic of bankruptcy and judicial recovery, and it is structured in the different articles. The first is a systematic literature review article, in which we sought to identify the evolution of the research field and its state of the art, as well as identify, through qualitative analysis, the types of models and explanatory variables most used in bankruptcy prediction. The main results in this article were that the most commonly used model for bankruptcy prediction in the analyzed studies was Altman's Z-Score; the most used variables are profitability, liquidity, and debt ratio; and the most common types of models were logistic regression and multivariate discriminant analysis. The research continues with the second article, which is a quantitative study applying Z-Score models to Brazilian samples, aiming to analyze both the models' performance and the variables. For this article, it was found that the Altman models did not perform as well in the selected sample as they did in the sample for which they were developed, achieving a 10% Type I error and a 33% Type II error for the Revised Z-Score model, and a 52% Type I error and a 3% Type II error for the Emerging Markets model. However, based on the results of the F-tests applied to the Z-Score models' variables, they have significant discriminant abilities for the bankruptcy and judicial recovery event. The third and final article is the development of an emergency or judicial recovery prediction model, which, unlike most existing studies in the field, does not aim to identify when a company will become insolvent or bankrupt, but rather to identify among those in this state which are capable of recovering. In this work, the proposed model achieved an AUC of 95.74, a 17% Type I error, and a 4% Type II error. For practical purposes, this research provides relevant information for decision-making by managers and investors, not only for bankruptcy but also for corporate recovery and emergence, and identifies significant variables for this event.

Keywords: Judicial Recovery; Bankruptcy; Recovery Prediction Model

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1- Mapa Conceitual.....	8
Figura 2 - Rede de Co ocorrência de Palavras-Chave.....	18
Figura 3 - Rede de Coocorrência de Palavras-Chave Por visão Overlay	19
Figura 4- Análise de Tendência de Palavras-Chaves	19
Figura 5 - Rede de citação.....	20
Figura 6 - Rede de Co-Citação	21
Figura 7 – Framework de Pesquisa	67

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 - Relação de Falências decretadas x Recuperação Judicial concedidas	6
Gráfico 2 - Evolução das publicações	16
Gráfico 3 - Distribuição dos artigos por áreas de estudo.....	17
Gráfico 4 - Representação de Participação de por tipo de Modelos.....	26
Gráfico 5 - Participação dos tipos de modelo pelo período da amostra.....	27
Gráfico 6 - Distribuição das amostras por país e por tipo de modelo	28
Gráfico 7- Análise do tipo de amostra utilizada nos estudos	29
Gráfico 8- Distribuição das ferramentas de seleção de variáveis utilizadas	30
Gráfico 9 - Distribuição do número e tipo de variáveis utilizadas nos artigos	33
Gráfico 10 - Curva AUC para Modelo 3	75

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Informações e resultados da pesquisa na base de dados.....	13
Tabela 2 - Resultado de Filtros de Critérios de Inclusão e Exclusão.....	14
Tabela 3 - Esquema de classificação e codificação dos artigos analisados.....	15
Tabela 4 - Resultado das classificações e codificações do modelo	25
Tabela 5 - Utilização de modelos existentes.....	31
Tabela 6 - Combinação de modelos aplicados	32
Tabela 7 - Outras variáveis identificadas	34
Tabela 8 - Variáveis do Modelo	46
Tabela 9 - Matriz de Confusão para Modelo Z-Score Revisado Altman (2000).....	48
Tabela 10 - Detalhes Matriz Confusão - Análises por Períodos e Situação das Empresas	48
Tabela 11 - Matriz de Confusão para Modelo Z-Score Emerging Markets Altman (2005)	49
Tabela 12 - Resultados do Teste F.....	49
Tabela 13 - Resultados do Teste F para empresas que entraram em Recuperação Judicial.....	50
Tabela 14 - Descrição das Variáveis Financeiras	69
Tabela 15 - Variáveis não financeiras.....	69
Tabela 16 – Teste de Shapiro Wilk.....	71
Tabela 17 –Resultados dos testes de Correlação.....	72
Tabela 18 – Fator de Inflação de Variância	72
Tabela 19 - Resultados dos Modelos de Regressão Logística.....	73
Tabela 20 -Matriz de Confusão Modelo 3	74

SUMÁRIO

1 APRESENTAÇÃO	1
1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO	1
1.2 PROBLEMÁTICA E QUESTÃO DE PESQUISA	3
1.3 OBJETIVOS DE PESQUISA	3
1.4 JUSTIFICATIVA E IMPORTÂNCIA DA PESQUISA	4
2 CONTEXTUALIZAÇÃO DOS ARTIGOS APRESENTADOS	8
3 FALÊNCIA, INSOLVÊNCIA E RECUPERAÇÃO: UMA REVISÃO SISTEMÁTICA DE LITERATURA	9
3.1 INTRODUÇÃO	10
3.2 REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA	11
3.2.1 Protocolo de Revisão	11
3.2.1.1 Questões de Pesquisa	11
3.2.1.2 Processo de Pesquisa	12
3.2.1.3 Critérios de Inclusão e Exclusão	13
3.2.1.4 Avaliação da Qualidade	14
3.2.1.5 Extração e codificação de Dados	15
3.3 ANÁLISE QUANTITATIVA DOS RESULTADOS	16
3.4 ANÁLISE BIBLIOMÉTRICA	17
3.4.1 Rede de Co Ocorrência de Palavras-Chave	17
3.4.2 Rede de Co Ocorrência de Palavras-Chave	20
3.4.3 Rede de CoOcorrência de Palavras-Chave	20
3.5 ANÁLISE QUALITATIVA GLOBAL	21
3.6 RESULTADOS E DICUSSÕES	26
3.7 CONCLUSÃO	34
4 MODELOS Z-SCORE APLICADOS A EMPRESAS BRASILEIRAS	36
4.1 INTRODUÇÃO	37
4.2 REVISÃO DE LITERATURA	39
4.2.1 A Falência	39

4.2.2	Modelos De Previsão De Falência	40
4.2.2.1	Modelos Estatísticos	41
4.2.2.2	Outros modelos e Limitações de Modelos	43
4.3	METODOLOGIA	45
4.3.1	Objetivo de Pesquisa	45
4.3.2	Objeto de Estudo	46
4.3.3	Procedimentos de Coleta e Análise de Dados	46
4.4	RESULTADOS	47
4.5	DISCUSSÕES	50
5	ANÁLISE DE DETERMINANTES NO SUCESSO DA REORGANIZAÇÃO FINANCEIRA DE EMPRESAS EM RECUPERAÇÃO JUDICIAL	53
5.1	INTRODUÇÃO	54
5.2	REVISÃO DA LITERATURA	56
5.2.1	A Falência e Insolvência	56
5.2.2	Modelos de Previsão de Falência e Insolvência	58
5.2.3	O Processo De Recuperação Judicial	60
5.2.3.1	A Influência Do Modelo De Processo Na Recuperação	61
5.2.3.1.1	<i>O Processo De Recuperação Judicial No Brasil</i>	61
5.2.3.1.2	<i>Outros Países E Suas Estruturas De Processos De Falência</i>	63
5.2.4	Emergência da Recuperação Judicial	64
5.3	METODOLOGIA	66
5.3.1	Método e Objeto de Estudo	67
5.3.1	Procedimento de Coleta de Dados	68
5.3.1	Procedimentos de Análise de Dados	70
5.4	RESULTADO	71
5.5	DISCUSSÕES	75
	REFERÊNCIAS	77

1 APRESENTAÇÃO

1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO

A temática da falência não é nova no campo de estudos das finanças, porém a maioria dos estudos existentes tratam o evento da insolvência, ou falência, como o fim da atenção de pesquisa. Recentemente têm-se crescido o interesse pelo estudo do evento falência em si, e não somente da sua previsão. Começam a surgir estudos, como os de Partington *et al.* (2001), Dahiya *et al.* (2003), Demiroglu e James (2015) e Ivashina, Iverson e Smith (2016) que tratam a respeito da recuperação ou saída de um processo de falência.

A literatura como um todo trata a falência ou “bankruptcy” como o momento de entrada em situação de falência ou insolvência, porém existe uma divergência entre a entrada em situação de falência/insolvência e o processo judicial e evento da falência como conhecemos aqui no Brasil. Aqui distingue-se a situação de falência, do processo judicial envolvendo a mesma. Definimos então, assim como Tsai (2009), por todo o nosso trabalho, a falência como a situação na qual a empresa não é capaz de operar, pagar em dia suas obrigações, gerar lucro pelas suas operações e está com má avaliação de crédito. Enquanto o processo judicial de falência, que é seguido de liquidação e fim da empresa, como é conhecido aqui no Brasil será posteriormente referido como processo judicial de falência, liquidação ou fim da empresa a fim de ressaltar a diferença dos termos e evitar problemas de interpretação dos termos traduzidos ao longo da pesquisa.

Kirkos (2015), apresenta ainda que a falência de uma empresa pode gerar consequências graves tanto para acionistas como para credores e colaboradores, podendo até mesmo afetar a economia e sociedade como um todo. Tal processo de falência não ocorre do dia para a noite, e muitas vezes é resultado de fatores combinados, tanto externos quanto internos à empresa (KOROL; KORODI, 2011).

São muitos os estudos que focam na identificação e previsão de empresas que irão entrar em estado de falência, sendo em sua maioria estudos que propõe modelos de previsão de falência baseados em indicadores financeiros como os modelos estatísticos de Laitinen e Laitinen (2000), Becchetti e Sierra (2003) e Thomas, Wong e Zhang (2011) assim como modelos inteligentes como Sung, Chang e Lee (1999),

Alfaro *et al.* (2008) e Chen *et al.* (2011). Existem também modelos que utilizam variáveis de indicadores de mercado como Mossman *et al.* (1998), Agarwal e Taffler (2008) e Charitou *et al.* (2013). Além disso, outros novos modelos estão surgindo com variáveis comportamentais como Kim e McLeod (1999), e até mesmo variáveis textuais tal como Shirata *et al.* (2011) e Nguyen e Huynh (2020).

Existem aqueles que defendem que o fim de uma empresa por falência é normal e cíclico e que a empresa que alcança um estado de insolvência ou falência não se adequa ao mercado (KOROL; KORODI, 2011). Outros argumentam que existem fatores externos à empresa que afetam seu resultado e podem ser determinantes em sua falência. Ivashina, Iverson e Smith (2016) levantam a questão de que empresas que entram em falência durante uma crise podem ser diferentes intrinsecamente de empresas que ficam insolventes durante períodos de normalidade, resultando em diferentes resultados de uma reestruturação. A falência de uma empresa pode trazer perdas para a gerência, acionistas, colaboradores, clientes entre outros agentes de mercado, assim como custos econômicos e sociais para a economia (MOSSMAN *et al.*, 1998)

Contudo o ingresso em situação de falência, como nomeado pela literatura, não é o fim da empresa, podendo a mesma ingressar em um processo de falência ou recuperação judicial no qual dependendo da formatação legal do país a empresa pode se organizar financeiramente, renegociando dívidas, vendendo ativos, emitindo novas ações, ou recebendo novos investimentos, e pode ser também um período no qual a empresa fica protegida contra credores colateralizados pois, dependendo do país, fica isenta de pagamentos de juros e dividendos (KIM; GU, 2006). Demiroglu e James (2015) discorrem sobre como o ingresso em um processo de recuperação judicial pode gerar benefícios que superam os custos envolvidos, como a possibilidade de melhoria de liquidez, que pode ser vital na continuação de suas atividades.

Nos Estados Unidos o processo de Recuperação Judicial, pelo qual uma empresa pode se reorganizar dentro de um ambiente judicial, é chamado de Capítulo 11, porém não existe diferenciação do termo utilizado entre uma empresa que entra em processo de falência em si, ou de Recuperação Judicial, ambos os casos sendo tratados pelo termo “bankruptcy-filing”. No Brasil não somente são termos diferentes, como os processos jurídicos também são diferentes, sendo o propósito de uma Recuperação Judicial o mesmo do processo de Capítulo 11, proteger a empresa de execuções e perda de bens de suma importância para a continuação das atividades

operacionais, assim como fornecer um período e ambiente para renegociação de dívidas e passivos (BLAZY; CHOPARD, 2012).

Muitos estudos focaram em identificar empresas que poderiam passar por dificuldades financeiras, sendo o objetivo encontrar o momento de entrada em um estado de falência, não se diferenciando empresas que conseguiram se recuperar e superar ou não esse estado. O presente trabalho procura trazer uma outra perspectiva acerca da previsão de falência, buscando também entender e prever a resolução de um processo de falência ou recuperação judicial, seja através do fim ou da liquidação de uma empresa, ou da recuperação ou emergência de um Processo de Recuperação Judicial.

1.2 PROBLEMÁTICA E QUESTÃO DE PESQUISA

Visto a lacuna de pesquisa em temas de emergência ou saída da recuperação judicial o presente estudo busca por meio de ferramentas e modelos já conhecidos e aplicados na previsão da falência, trazer uma abordagem quantitativa e empírica de previsão de recuperação de empresas, buscando identificar com base nos resultados do modelo criado quais são os fatores que mais influenciam a recuperação de uma empresa, e como esses fatores se relacionam com a literatura existente a respeito da entrada na falência.

Desse modo, a pergunta de pesquisa que se pretende responder é: É possível a adaptação e aplicação de métodos utilizados para previsão de falência ou insolvência na previsão de emergência ou recuperação de empresas?

1.3 OBJETIVOS DE PESQUISA

O objetivo geral desta pesquisa é criar e analisar a performance de um modelo de previsão de recuperação, adaptado de métodos e variáveis utilizadas em previsões de falência.

Especificamente, a pesquisa tem como objetivo:

- Ter uma visão global dos estudos acerca da falência, recuperação judicial, insolvência e reorganização por meio de uma revisão sistemática da literatura.
- Aplicar um modelo já existente de previsão de falência para a amostra

de empresas brasileiras a fim de avaliar sua performance e resultados.

- Criar e analisar empiricamente um modelo de previsão de recuperação de empresas com base nos métodos e variáveis encontrados através da revisão de literatura e dos resultados encontrados sobre o modelo de previsão de falência aplicado à amostra brasileira.

1.4 JUSTIFICATIVA E IMPORTÂNCIA DA PESQUISA

O problema de previsão de falência tem sido um tópico crítico e de grande importância pois afeta não somente as decisões relacionadas diretamente à falência, mas também decisões de estrutura de capital, as quais são tomadas considerando o ganho pela economia de impostos em relação à dívida, balanceada com os custos esperados da dificuldade financeira (KWANSA; CHO 1995).

A ocorrência da falência causa perda para a gestão, acionistas, colaboradores e clientes, e afere impacto social e econômico para o país (SUNG; CHANG; LEE, 1999). Segundo Sun (2007), em um mundo globalizado e dinâmico como é hoje, o número de ocorrências assim como a magnitude das falências está aumentando significativamente.

Além da sua importância em trazer informações referentes à vida ou morte de empresas, assim como expuseram Mossman *et al.* (1998), de acordo com Tian e Yu (2017), muitos são os acadêmicos que utilizam a previsão, ou probabilidade de falência para verificar se os retornos das ações estão condizentes com o risco de falência daquela empresa. Ademais, o maior motivo de interesse citado por Tsai e Cheng (2012) e Tobback *et al.* (2017) entre outros autores é da sua importância para o setor financeiro, ou seja, bancos. A previsão da falência para essas empresas auxilia nas decisões de empréstimos e financiamentos oferecidos, assim como na decisão do prêmio de risco a ser cobrado no caso da concessão do crédito.

A ocorrência de insolvência e falência empresarial, muitas vezes causada por recessões, pode causar mutações sociais assim como impor custos econômicos sobre a sociedade (JONES; JOHNSTONE; WILSON, 2017). Jupetipe, Martins, Mário e Carvalho (2017) defendem ainda que a quebra de uma empresa gera custos para sociedade como um todo, por meio da redução de oferta de produtos e serviços, perda de empregos e arrecadação de tributos.

Apesar da importância do tema, a inovação da pesquisa empírica tem sido focada principalmente em técnicas de modelagem, e em grau muito menor na inovação na seleção de variáveis determinantes (TOBBACK et al., 2017). Por outro lado, Partington et al. (2001) discutem que outra linha de pesquisa tem se preocupado com reações a anúncios de entrada em processos de falência ou recuperação judicial, assim como na previsão do tempo gasto nesses processos.

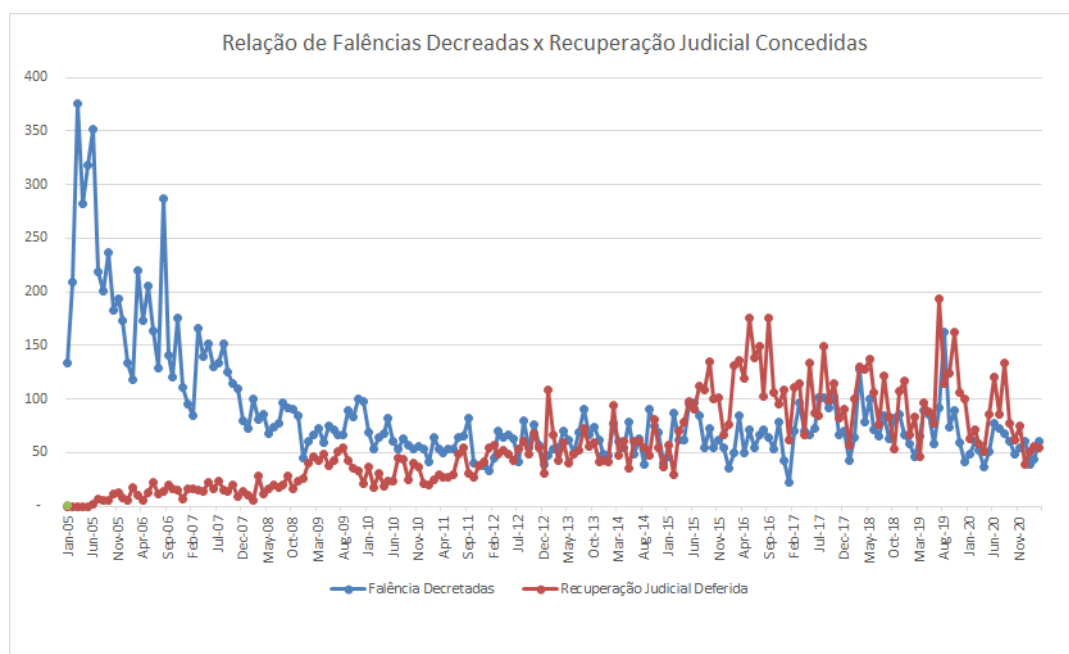
Outra maneira que a literatura tem buscado melhorias é nos procedimentos de pesquisa, seja na seleção de amostra, ou de adoção de ferramentas de seleção de variáveis, as quais podem oferecer melhorias para os modelos. Além disso, muitos estudos tais como Dakovic, Czado e Berg (2010), Chi e Tang (2006) e Foreman (2003) encontraram melhorias de performance em tais modelos pela inclusão de variáveis não financeiras.

A maior direção da literatura é para a previsão da entrada em situação de falência, porém tem crescido a tendência de estudos relacionados ao processo judicial de falência e recuperação de empresas. Dentre alguns desses estudos, destacam-se os de custos e duração, tais como o de Franks e Torous (1994) e Branch (2002), ainda sendo poucos artigos os que focam em estudos da reorganização ou recuperação de empresas como os trabalhos de Dahiya *et al.* (2003) e Ivashina, Iverson e Smith (2016).

Altman e Branch (2015) expressam ainda, que as técnicas conceituadas de previsão de falência podem ter bom poder preditivo de recuperação de empresas que se encontram em situação de falência, além do que, tal conhecimento pode ser então utilizado para análise de viabilidade de um plano de recuperação apresentado.

No Brasil, a legislação de recuperação judicial é relativamente nova, tendo sido estruturada como é hoje em 2005. A evolução da legislação se prova benéfica para empresas como uma alternativa ao processo judicial de falência, permitindo legalmente que a empresa tenha recursos e tempo para se reorganizar. O Gráfico 1 mostra a evolução das falências decretadas versus as recuperações judiciais concedidas, os dados utilizados foram extraídos dos relatórios disponíveis no site da Serasa. Fica claro que após a nova legislação de Recuperação Judicial diminuiu-se consideravelmente o número de falências decretadas, assim como é possível observar o aumento do número de Recuperações Judiciais concedidas.

Gráfico 1 - Relação de Falências decretadas x Recuperação Judicial concedidas



Fonte: Relatório Serasa disponível em: <https://www.serasaexperian.com.br/conteudos/indicadores-economicos/>

Sarraf (2019) apresentou em seu trabalho que segundo os relatórios disponibilizados pelo Serasa em 2017, somente 218 de 3,5 mil empresas que solicitaram a recuperação judicial retomaram suas atividades, ou seja, de acordo com os números, o nosso sistema não é eficiente em reabilitar empresas insolventes.

Apesar de serem muitas empresas que entraram em recuperação judicial desde 2005, são poucas as que são de capital aberto, além disso existe a questão do tempo de processo de recuperação judicial. Segundo Bandopadhyaya e Jaggia (2001) o tempo médio de duração de um processo de reorganização para a empresa é de 2 anos, porém para as empresas brasileiras de capital aberto que já passaram ou ainda estão em processo de recuperação judicial esse tempo médio é de mais de 5 anos.

Sabendo-se que a saída do processo de Recuperação Judicial não é rápida nem comum, sua previsão e o entendimento de fatores relevantes para tal resultado é de enorme interesse tanto de acionistas, quanto de credores, colaboradores e outros stakeholders envolvidos. Esse é o gap de pesquisa que esse trabalho visa preencher, abordando a temática da recuperação judicial por uma perspectiva mais profunda, buscando não somente identificar empresas que irão entrar em insolvência, ou terão que iniciar alguma forma de recuperação financeira, mas sim buscando por

meio de métodos já conhecidos nos estudos da falência, identificar dentre as empresas que entram em recuperação quais são as que conseguem se reorganizar, e quais fatores podem ser relevantes nesse processo.

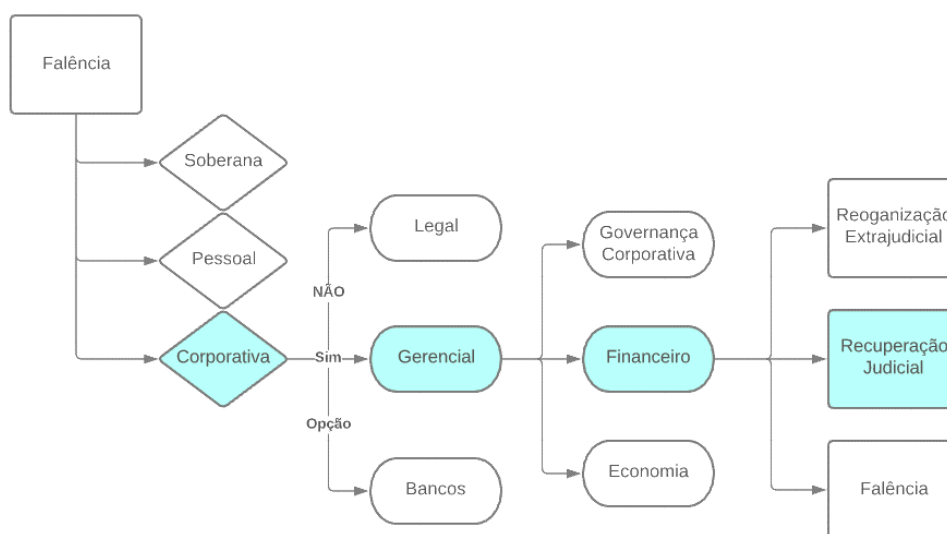
2 CONTEXTUALIZAÇÃO DOS ARTIGOS APRESENTADOS

Nos próximos capítulos são apresentadas inicialmente as estruturas teóricas que fundamentam a pesquisa sobre a Recuperação Judicial. Para isso foi realizada uma Revisão Sistemática da Literatura, com a finalidade de trazer uma visão global dos estudos acerca da falência, recuperação judicial, insolvência e reorganização, buscando-se entender onde se encontra o campo de estudo hoje, assim como abordando os métodos e modelos de previsão e suas variáveis utilizados em tais estudos.

Em seguida, com base nos resultados encontrados do primeiro artigo sobre modelos, e variáveis, abordamos em um segundo artigo, um estudo quantitativo de aplicação de modelo de previsão de falência, aplicado à uma amostra de empresas de capital aberto brasileiras, buscando identificar se as ferramentas e variáveis utilizadas na literatura são relevantes também quando aplicadas à amostra brasileira.

Por último, utilizando os resultados obtidos no artigo 2 em relação a variáveis, aos resultados do artigo 1 com relação à modelagem e ferramentas, no último e terceiro artigo aborda-se o tema da recuperação judicial e sua emergência, propondo-se um modelo de previsão de emergência de um processo de recuperação judicial.

Figura 1- Mapa Conceitual



Fonte: Compilação própria do autor

3 FALÊNCIA, INSOLVÊNCIA E RECUPERAÇÃO: UMA REVISÃO SISTEMÁTICA DE LITERATURA

Resumo

Cada vez mais o tópico de falência tem gerado interesse dos pesquisadores, por ter grande influência para decisões de estrutura de capital e consequências para decisões de financiamento e investimento, principalmente no cenário após a crise de 2008, tornou-se um campo que ganhou espaço e atenção. O presente estudo tem como objetivo elucidar a evolução, desenvolvimento e contribuições da literatura a respeito da falência, insolvência e recuperação empresarial. Por meio de uma revisão sistemática da literatura, com protocolos de busca e seleção realizam-se análises bibliométricas e qualitativas a respeito dos principais tópicos, modelos, variáveis e ferramentas de seleção de variáveis utilizadas dentro dos estudos analisados. Os resultados encontrados apresentam que o tópico mais abordado nesse tema é a previsão de falência, sendo a regressão logística o modelo mais utilizado. Entre as ferramentas de seleção de variáveis mais aplicadas, o stepwise foi a mais frequente. As variáveis de rentabilidade, liquidez e endividamento aparecem em maior parte dos modelos, e sugere-se também o uso de variáveis não-financeiras por agregar maiores informações ao modelo.

Abstract

The subject of bankruptcy has been the focus of the growing interest of researchers, for its great influence in the choice of capital structure, as well as its impact in financing and investment decisions, especially since the economic crisis of 2008, it has become a field of study that grew in space and popularity. The present study has the purpose of presenting and analysing the evolution, development and contributions of bankruptcy, insolvency and reorganization literature. Through a systematic literature review, adopting search and filter protocols, a bibliometric and qualitative analysis is presented regarding the main topics, models, features and feature selection method of the analysed articles. The results revealed that the majority of the studies approached the topic of bankruptcy prediction, as well as used logistic regression as modeling technique, and stepwise as the feature selection method. Profitability, liquidity and leverage appeared in most of the analysed models, furthermore it has been suggested that non-financial variables be included so as to bring incremental information to the models.

Palavras-Chave: Revisão Sistemática da Literatura; Falência; Reorganização;

Modelos de previsão

3.1 INTRODUÇÃO

A ocorrência de insolvência e falência empresarial, muitas vezes causada por recessões, pode causar mutações sociais assim como impor custos econômicos sobre a sociedade (JONES; JOHNSTONE; WILSON, 2017). Segundo Sun (2007), em um mundo globalizado e dinâmico como é hoje, o número de ocorrências assim como a magnitude das falências está aumentando significativamente. Hua, Sun e Xu (2011) argumentam que a falência ocorre quando uma empresa passa por grandes perdas ou quando se torna insolvente com suas obrigações, estando as mesmas desproporcionais aos seus recursos.

O problema de previsão de falência tem sido um tópico crítico e de grande importância na tomada de decisão financeira (TSAI, 2009). Afeta não somente as decisões relacionadas diretamente à falência, mas também decisões de estrutura de capital, as quais são tomadas considerando o ganho pela economia de impostos em relação à dívida, balanceada com os custos esperados da dificuldade financeira (KWANSA; CHO 1995).

Mousavi, Ouenniche e Xu (2015) discorrem sobre como o desenvolvimento de modelos confiáveis de previsão de falência pode ser crucial para auxiliar gestores a evitar a ocorrência assim como para melhor especificar os riscos empresariais. É útil portanto, tanto para acionistas nas suas escolhas de empresas para investir, assim como para bancos e instituições financeiras na escolha e precificação sobre quem emprestar e quanto cobrar pelo risco (TOBBACK et al., 2017).

Apesar da importância do tema, a inovação da pesquisa empírica tem sido focada principalmente em técnicas de modelagem, e em grau muito menor na inovação na seleção de variáveis determinantes (TOBBACK et al., 2017). Por outro lado, Partington et al. (2001) discutem que outra linha de pesquisa tem se preocupado com reações a anúncios de entrada em processos de falência ou recuperação judicial, assim como na previsão do tempo gasto nesses processos.

Existem revisões existentes a respeito do tema, porém o trabalho de Kirkos (2015) que faz uma revisão sistemática de modelos de previsão de falência inteligentes, não aborda os métodos puramente estatísticos, que são muito utilizados

e tradicionalmente preferidos ainda hoje, principalmente pela sua facilidade de modelagem e interpretação (VOLKOV; BENOIT; VAN DEN POEL, 2017; OLSON; DELEN; MENG, 2012; GUPTA; GREGORIOU; HEALY, 2015). Outra revisão existente sobre o tema é o trabalho de Kovacova et al. (2019) que aborda uma revisão das variáveis explicativas utilizadas em modelos de previsões de falência desenvolvidos em países como Polônia, Hungria, República Tcheca e República Eslovaca.

O presente artigo tem como objetivo analisar quantitativamente e qualitativamente a literatura existente a respeito do tema da falência, recuperação judicial, insolvência e reorganização, por meio de uma revisão sistemática de literatura, abordando tanto os métodos e modelos de previsão e suas variáveis como também a revisão sobre a literatura existente a respeito da falência em si, e sua recuperação.

3.2 REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA

3.2.1 Protocolo de Revisão

O protocolo de revisão da literatura realizada no presente artigo, apresenta as especificações dos métodos que foram implementados durante o estudo. São especificados abaixo de maneira a determinar todas as etapas e filtros utilizados na seleção da bibliografia a ser revisada.

3.2.1.1 *Questões de Pesquisa*

O objetivo deste trabalho é ter uma visão global dos estudos acerca da falência, recuperação judicial, insolvência e reorganização, buscando entender onde se encontra o campo de estudo hoje, e quais os resultados e conhecimentos. Eles podem ser divididos em :

Q1: Quais as áreas de pesquisa mais estudadas e quais suas aplicações?

Q2: Quais metodologias são utilizadas para modelos de previsão de falência?

Q3: Como os principais modelos se comparam em termos de amostra?

Q4: Quais fatores/indicadores selecionados como determinantes nos modelos de previsão?

3.2.1.2 Processo de Pesquisa

A revisão bibliográfica sistemática realizada teve como finalidade congregar, codificar e analisar os estudos disponíveis referentes ao tema da falência e recuperação judicial. Foram seguidas etapas metodológicas bem definidas apresentadas a seguir. A revisão da literatura foi realizada focada em identificar o estado da arte na temática da falência com a identificação e definição de conceitos e aplicações das áreas de pesquisa mais estudadas, metodologias utilizadas em modelos de previsão de falência, comparar os principais modelos e tipos de amostra utilizadas, além de identificar principais indicadores e variáveis empregados nos modelos de previsão.

O primeiro passo foi a definição das palavras chaves relacionadas ao tema selecionado. Foram selecionadas palavras chaves e filtros abrangentes de maneira a englobar toda pesquisa relevante. Portanto termos como "Falência", "Reorganização" e "Insolvência" foram utilizados ao contrário de termos restritivos como "Custos de Falência" ou "Modelos Estatísticos de Previsão de Falência".

Como a pesquisa foi realizada na base Scopus, utilizaram-se termos em inglês para que se retornassem o maior número de estudos, para isso foram escolhidas cinco palavras chaves pertinentes de maneira que, independentemente do termo utilizado no estudo, esse seria abrangido na pesquisa. Os termos escolhidos para o primeiro filtro, aplicado ao título dos artigos, foram: bankruptcy; debt restructuring; chapter 11; reorganization e insolvency. Em seguida foram selecionados mais 9 termos relacionados ao tema a serem aplicados como filtro nas palavras-chaves, buscando trazer o menor número possível de artigos relacionados a temas de falência pessoal ou soberana, assim como trazer artigos mais relacionados ao tema de falência pela perspectiva financeira. Os termos escolhidos para o segundo filtro foram: corporate bankruptcy; debt restructuring; capital structure; leverage; chapter 11; prediction; insolvency; distressed cost e financial constraint. Posteriormente foram aplicados mais quatro filtros, descritos a seguir:

- Tipo de fonte: limitando-se a Revistas Acadêmicas;
- Tipo de documento: limitando-se a artigos, revisões e editoriais;
- Área de assunto: limitando-se a Economia, Econometria e Finanças, Negócios, Gestão e Contabilidade e Ciências Sociais
- Linguagem: Inglês

A Tabela 1 a seguir apresenta de maneira estruturada os filtros e termos booleanos utilizados na pesquisa da base Scopus, assim como o número de estudos resultante de cada filtro.

Tabela 1 - Informações e resultados da pesquisa na base de dados

		DATE: 23/04/2021	RESULTS
DATABASE: SCOPUS	SEARCH FIELD	Article title, Keywords	-
	TITLE	bankruptcy OR "debt restructuring" OR "chapter 11" OR reorganization OR insolven*	1132
	and BOOLEAN TERMS	AND	
	KEYWORDS	corporate bankruptcy OR "debt restructuring" OR "capital structure" OR "leverage" OR "chapter 11" OR "prediction" OR predic* OR insolvency OR "distressed cost" OR "financial constraints"	
	FILTER 1	Source type: Journal	861
	FILTER 2	Document type: Articles, Review, Editorial	855
	FILTER 3	Subject area: Economics, Econometrics and Finance; Business, Management and Accounting; Social Sciences	614
	FILTER 4	Language: English	570
			TOTAL

Fonte: Compilação própria do autor

Dada a importância do campo de pesquisa, o número de trabalhos encontrados foi alto, porém ao contrário de outros estudos não foi feito recorte temporal nenhum, possibilitando uma análise global dos resultados a fim de identificar a evolução do campo e o estado da arte. Após a análise bibliográfica e quantitativa dos 570 artigos resultado dos filtros acima, foi realizada uma revisão global com base em resumo e introdução de todos os artigos buscando excluir artigos não relacionados ao tema diretamente.

3.2.1.3 Critérios de Inclusão e Exclusão

Os critérios de inclusão e exclusão aplicados visam garantir que os resultados estão adequados para os objetivos e proposta da revisão. Portanto, todos os estudos que discorrem a respeito do estudo da falência, insolvência ou recuperação judicial empresarial pela perspectiva financeira e gerencial foram incluídos, enquanto estudos com foco nas leis de falência, e no estudo jurídico foram excluídos. Estudos a respeito de falências e insolvências de bancos e países foram também excluídos devido a serem de escopo muito específicos e não serem comparáveis com os selecionados.

3.2.1.4 Avaliação da Qualidade

Avaliar a qualidade dos estudos é outro passo na Revisão Sistemática da Literatura e é utilizado para garantir a qualidade dos artigos. Assim como Kirkos (2015), foi utilizado como um dos critérios de qualidade a reputação da revista, medida pelo seu índice JCR, além desse critério também foi incluído outro critério para a qualidade: o número de citações que o estudo recebeu. Dessa maneira entraram no resultado estudos que, ou foram publicados em revistas com JCR maior que 0,5, assim como utilizado por Kirkos (2015), ou que receberam doze ou mais citações. A justificativa de tais critérios, é para garantir a inclusão nos resultados, de artigos que apesar de terem sido publicados em revistas com não tão boas reputações, são artigos que possuem impacto significativo, medido pelas citações recebidas.

Por essa etapa dos 272 artigos selecionados pelos filtros foram excluídos 17 artigos dos resultados, totalizando 255 artigos selecionados, dos quais os 100 mais citados foram analisados de maneira mais aprofundada. Segue abaixo na Tabela 2 o resumo das etapas de inclusão e exclusão.

Tabela 2 - Resultado de Filtros de Critérios de Inclusão e Exclusão

Critério de Análises	Artigos	(%) Total de Artigos
Artigos identificadores na Base de dados	570	100%
Total de Artigos Excluídos	-298	-52%
<i>Assunto Jurídico</i>	-136	-24%
<i>Assunto Bancos</i>	-48	-8%
<i>Assunto Pessoa Física</i>	-12	-2%
<i>Assunto Países</i>	-18	-3%
<i>Assunto Não Relacionados</i>	-84	-15%
Artigos Selecionados Após Leitura dos Resumos	272	48%
Artigos selecionados para aprofundamento qualitativo	100	18%

Fonte: Compilação própria do autor

3.2.1.5 Extração e codificação de Dados

O protocolo de revisão também apresenta os dados que foram extraídos especificando quais os dados primários a serem coletados e analisados para os estudos (KIRKOS, 2015). Para cada um dos 100 artigos os dados extraídos foram: título, autores, revista, data de publicação, resumo, número de citações por artigo, modelagem utilizada, período, tamanho e distribuição da amostra para estudos empíricos, variáveis utilizadas, ferramentas de seleção de variáveis, objetivos, originalidade e conclusão. O protocolo de codificação é apresentado abaixo na Tabela 3.

Tabela 3 - Esquema de classificação e codificação dos artigos analisados

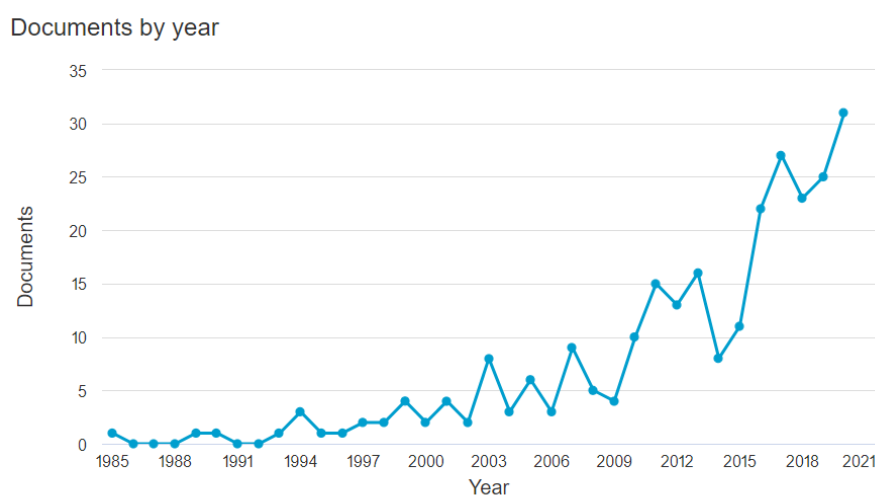
Classificação	Significado	Código	Categoria de Classificação	Classificação	Significado	Código	Categoria de Classificação
1	Tema	1-A	Bankruptcy prediction	5	Período Analisado	5-A	Anterior a 2000
		1-B	Bankruptcy			5-B	Entre 2000-2010
		1-C	Bankruptcy Emergence			5-C	Posterior a 2010
2	Tipo de Estudo	2-A	Empírico	6	Feature Selection	6-A	T-test
		2-B	Teórico			6-B	Stepwise
		3-A	LDA			6-C	LASSO
		3-B	PROBIT			6-D	Pairwise
		3-C	MDA			7-A	Altman
3	Modelos	3-D	Logit	7	Aplicação de Modelo	7-B	Ohson
		3-E	NN			7-C	BSM
		3-F	Decision Tree			7-D	Bharat and Shumway
		3-G	Fuzzy K			7-E	Hillegeist
		3-H	SVM			7-F	Zmijewski
		3-I	Hazard			8-A	Rentabilidade
		3-J	BSM			8-B	Liquidez
4	Amostra	3-L	BHSh	8	Tipos de Variáveis	8-C	Endividamento
		3-M	Adaboost			8-D	Atividade
		4-A	Balanceda			8-E	Crescimento
		4-B	Não Balanceda			8-F	Outras

Fonte: Compilação própria do autor

3.3 ANÁLISE QUANTITATIVA DOS RESULTADOS

Iniciamos as análises pela análise quantitativa resultante da pesquisa realizada na base de dados da Scopus, essa análise é realizada pela própria base. Apresenta-se em seguida os resultados e discute-se seus resultados. O Gráfico 1 representa a evolução das publicações dos artigos resultantes da busca e filtros aplicados. Verifica-se que esse tema está em crescimento e que teve um grande salto após 2008, justamente pela importância e relevância do tema de previsão de falência após a crise.

Gráfico 2 - Evolução das publicações

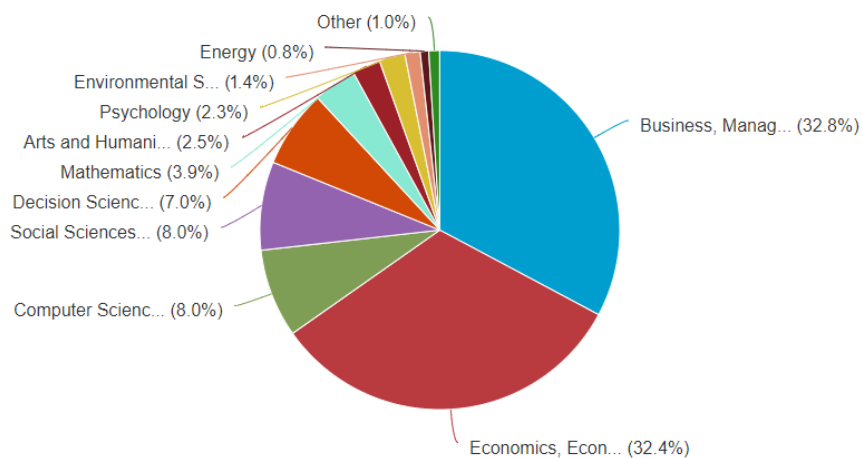


Fonte: Compilação própria do autor

Outra análise interessante é da distribuição dos resultados dentro de áreas de estudo, os estudos estão em sua maioria distribuídos entre a área da gestão e negócios e economia, identifica-se também os temas de ciências das decisões com 7,0% e ciência computacional com 8,0%, dos quais estudos de previsão de falência por meio de modelagem inteligentes fazem parte.

Gráfico 3 - Distribuição dos artigos por áreas de estudo

Documents by subject area



Fonte: Compilação própria do autor

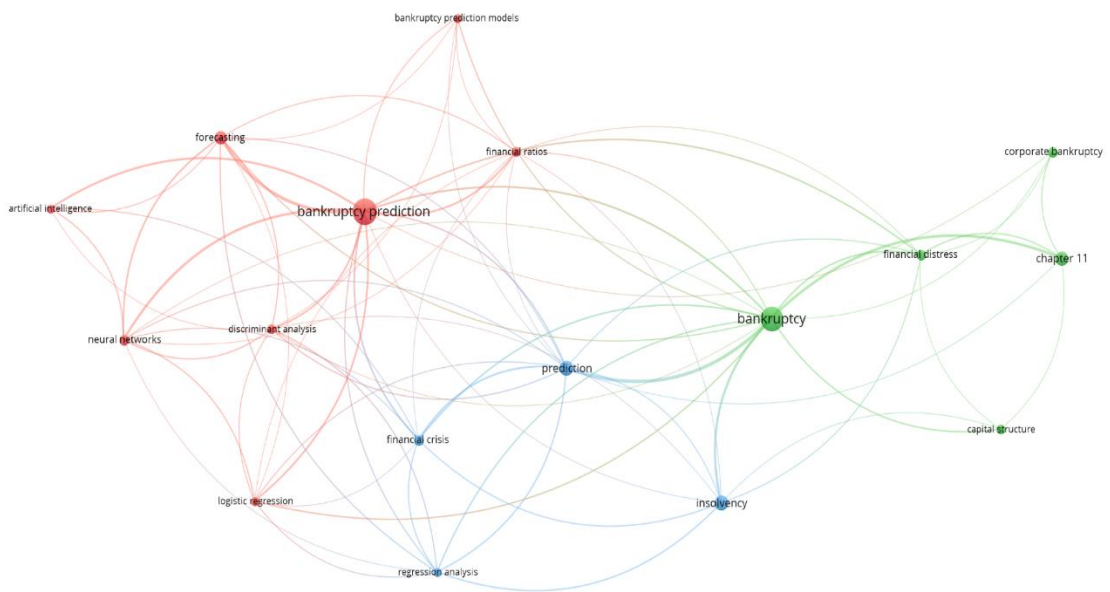
3.4 ANÁLISE BIBLIOMÉTRICA

A análise Bibliométrica foi realizada em dois softwares diferentes, o VosViewer e no Bibliometrix, pelo R Studio. Os resultados e parâmetros das redes e gráficos resultantes são discutidos abaixo.

3.4.1 Rede de Co Ocorrência de Palavras-Chave

A Figura 1 representa a rede de co-ocorrência de palavras-chaves, separada em cores pelos clusters identificados pelo software. Os clusters identificados nas cores vermelho, azul e verde agrupam palavras chaves e temas relevantes a: modelos de previsão de falência; insolvência, crise financeira e previsão; e tópicos ligados ao processo de falência e recuperação judicial respectivamente.

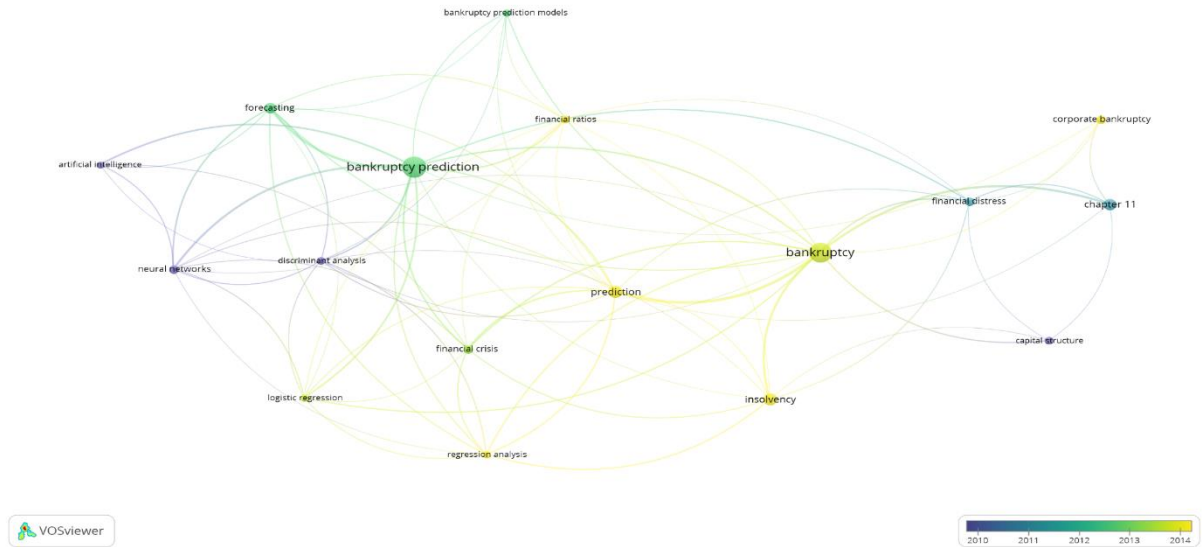
Figura 2 - Rede de Co ocorrência de Palavras-Chave



Fonte: Compilação do autor no software VosViewer

Os maiores tópicos por força do nó são a falência e modelos de previsão de falência, todas as outras palavras-chaves aparecem com relativamente a mesma força. Na Figura 2 apresenta-se a mesma rede, porém com visualização por overlay de tempo e não por clusters. É interessante observar que os temas de inteligência artificial e redes neurais, que são tipos de modelos de previsão de falência, assim como o tópico de estrutura de capital, são relacionados a pesquisas a partir de 2010, identificados pela cor roxa. Os temas de falência, insolvência e análise de regressão são mais recentes identificados pela cor amarela. Ainda sobre as palavras-chaves, realizamos a análise da tendência de tópicos, que relaciona as palavras-chaves com o seu aparecimento ao longo do tempo, a Figura 3 representa essa análise.

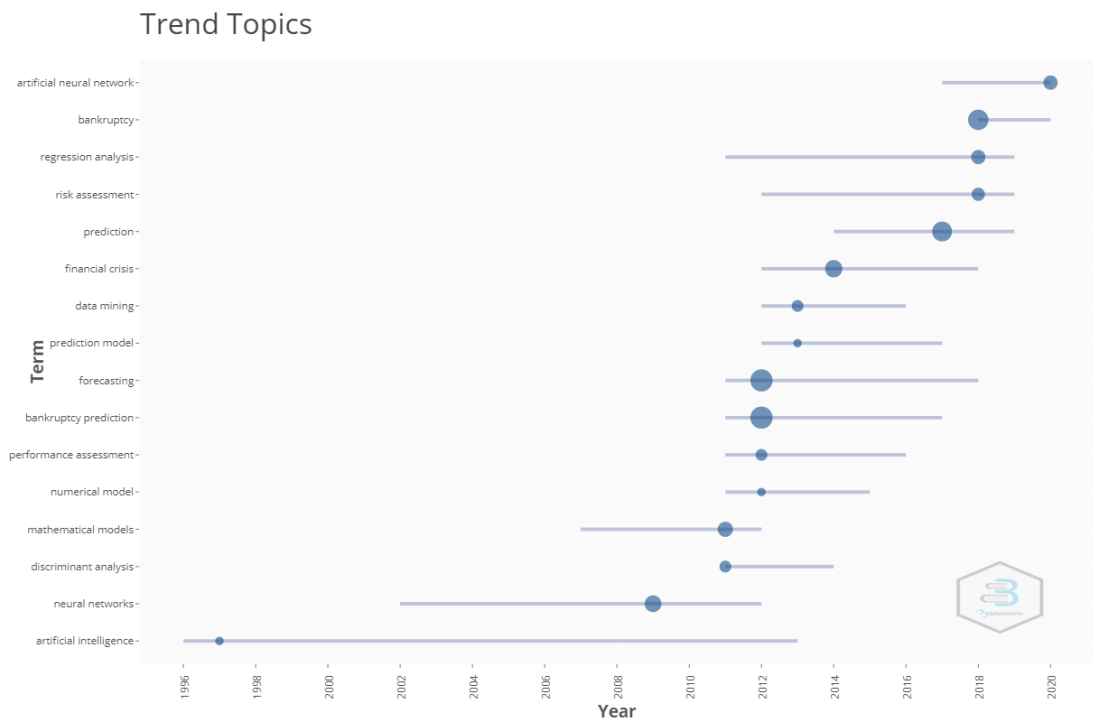
Figura 3 - Rede de Coocorrência de Palavras-Chave Por visão Overlay



Fonte: Compilação do autor no software VosViewer

Percebe-se que a maior parte dos tópicos estão situados entre 2010 e 2018, sendo o tópico de inteligência artificial o mais antigo, com posicionamento mais forte de tendência entre 1966 e 1998, enquanto para os temas mais em tendência aparecem a falência e redes neurais artificiais, seguidos por análise de regressão e análise de risco. dando apoio aos resultados da rede de co-ocorrência pela visão temporal.

Figura 4- Análise de Tendência de Palavras-Chaves

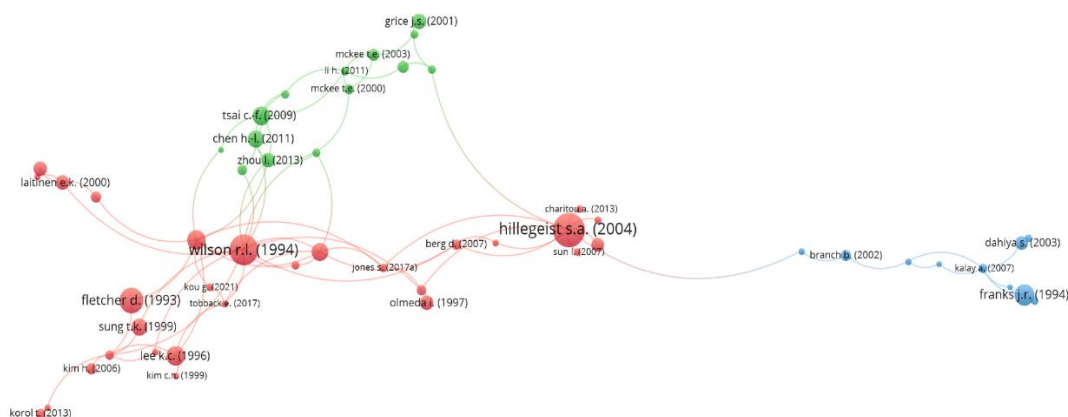


Fonte: Compilação própria do autor no software R Studio

3.4.2 Rede de Citação

A análise de redes de citação apresenta de maneira visual os artigos mais citados, assim como suas conexões por meio da sua localização na rede. A Figura 4, que representa essa rede, apresenta os artigos com mais de 20 citações. A rede resultante é dividida em três clusters, dos quais o vermelho representa estudos mais relacionados à previsão de falência e modelos, o verde representa estudos relacionados a questões metodológicas e modelagem de estudos relacionados à previsão da falência, e a azul representa estudos relacionados à falência, seus custos, determinantes e duração. Verifica-se que o cluster vermelho é o de maior número de trabalhos assim como possui os nós ou trabalhos com maior força. Dentro dos artigos apresentados com maior relevância se destacam Hillegeist *et al.* (2004) e Wilson e Sharda (1994) no cluster vermelho, Franks e Torous (1994) no azul e Tsai (2009) no verde.

Figura 5 - Rede de citação



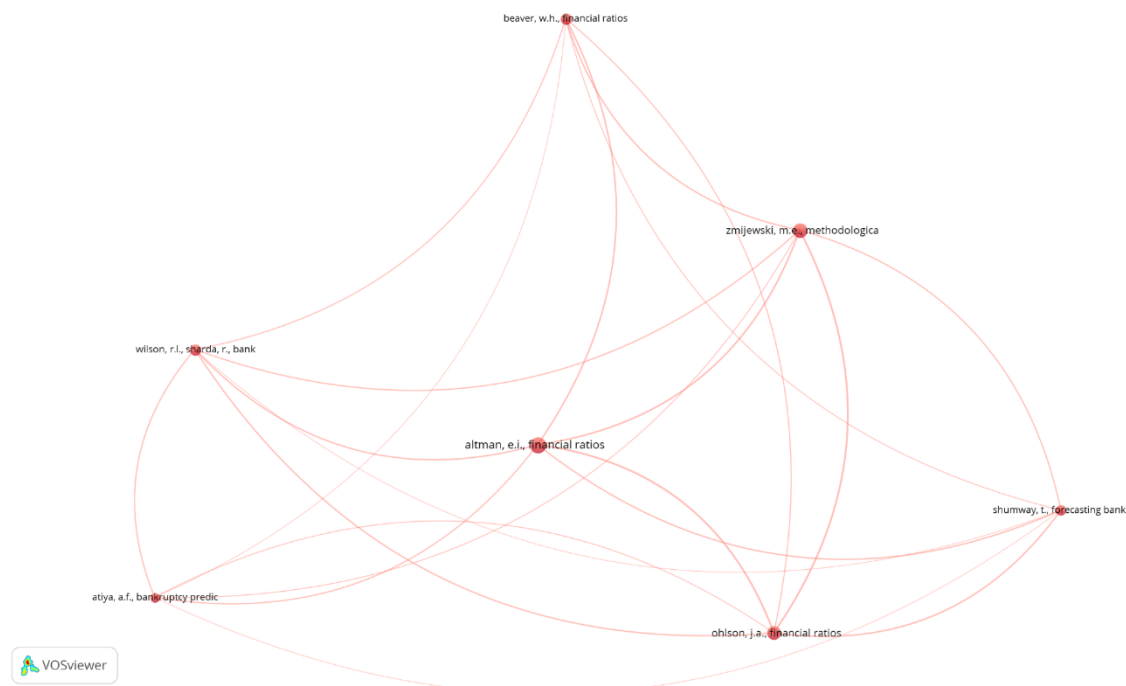
Fonte: Compilação do autor no software VosViewer

3.4.3 Rede de CoOcorrência de Palavras-Chave

A rede de Co-citação permite a identificação das referências comuns utilizadas entre os artigos analisados, por meio dela é possível identificar os trabalhos seminais de cada tema, e destacar o seu relacionamento com outros trabalhos referenciados. A rede de co-Citação retornou 7 trabalhos que foram citados 10 ou mais vezes dentro

da base de artigos analisados. Sendo Altman (1968) o mais referenciado, seguido por Zmijewski (1984) em seguida por Ohlson (1980).

Figura 6 - Rede de Co-Citação



Fonte: Compilação do autor no software VosViewer

3.5 ANÁLISE QUALITATIVA GLOBAL

Após as análises bibliométricas foram realizadas análises qualitativas de acordo com as codificações já mencionadas na Tabela 4. A partir dessas análises surgiram outras com mais aprofundamento e detalhamento. A Tabela 5 a seguir apresenta o resultado das classificações e codificações dos estudos analisados.

Em relação ao tema, segue abaixo na Tabela 6 a distribuição dos artigos. Conforme as redes de palavras-chave, assim como pela análise de tendência, fica claro que a maioria dos artigos analisados são relacionados à previsão da falência, porém, assim como mencionado anteriormente, existe uma participação de 16% de estudos relacionados à falência, sendo que 19,3% desses artigos são relacionados aos custos de falência, 8,77% à reorganização, 7,02% às causas da falência, e 3,51% a respeito da sua duração.

Poucos são os estudos, dentre os analisados, que tratam a respeito da emergência ou saída do processo de falência, e em relação aos sub tópicos

abordados são esses: mudança da estrutura de capital, concentração da dívida, fatores que influenciam a recuperação e resultados esperados para os acionistas ao fim da recuperação.

Tabela 4 - Resultado das classificações e codificações do modelo.

n.	Artigo	Tema	Tipo	Modelo	Amostra	Período Analisado	Seleção de Variável	Aplicação de Modelo existente	Variáveis
1	Hillegeist et al. (2004)	1-A	2-A	3-C; 3-D; 3-I	4-B	5-A		7-A; 7-B; 7-C	8-A; 8-B; 8-C; 8-D
2	Wilson; Sharda (1994)	1-A	2-A	3-C; 3-E	4-A	5-A		7-A	8-A; 8-B; 8-C; 8-D
3	Fletcher; Goss (1993)	1-A	2-A	3-D; 3-E	4-A	5-A			8-A; 8-B
4	Franks; Torous (1994)	1-B	2-A	3-D	4-A	5-A			8-B; 8-C; 8-F
5	Agarwal; Taffler (2008)	1-A	2-A	3-C; 3-J; 3-L	4-B	5-B		7-A; 7-C; 7-D; 7-E	8-A; 8-B; 8-C; 8-D
6	Alfaro et al. (2008)	1-A	2-A	3-E; 3-M	4-A	5-B			8-A; 8-B; 8-C; 8-D
7	Lee; Han; Kwon (1996)	1-A	2-A	3-C; 3-F	4-A	5-A	6-A		8-A; 8-B; 8-D; 8-E
8	Tsai (2009)	1-A	2-A	3-E	4-B	5-A	6-A; 6-B		
9	Olson; Delen; Meng (2012)	1-A	2-A	3-D; 3-E; 3-F; 3-H	4-A	5-B			8-A; 8-B; 8-C; 8-D
10	Varetto (1998)	1-A	2-A	3-C	4-A	5-A			8-A; 8-B; 8-C
11	Sung; Chang; Lee (1999)	1-A	2-A	3-C; 3-F	4-B	5-A	6-B		8-A; 8-B; 8-C; 8-D; 8-E
12	Chen et al. (2011)	1-A	2-A	3-G	4-B	5-B			8-A; 8-B; 8-C; 8-D
13	Grice; Dugan (2001)	1-A	2-A	3-B; 3-D	4-B	5-A		7-B; 7-F	8-A; 8-B; 8-C
14	Olmeda; Fernández (1997)	1-A	2-A	3-C; 3-D; 3-E	4-A	5-A			8-A; 8-B
15	Laitinen; Laitinen (2000)	1-A	2-A	3-D	4-A	5-A	6-B		8-A; 8-B; 8-C; 8-D
16	Becchetti; Sierra (2003)	1-A	2-A	3-D	4-B	5-A			8-A; 8-B; 8-C; 8-D
17	Mossman et al. (1998)	1-A	2-A	3-D	4-B	5-A		7-A	8-A; 8-B; 8-C; 8-D
18	Zhou (2013)	1-A	2-A	3-A; 3-D; 3-E; 3-F; 3-H	4-B	5-B			8-A; 8-B; 8-C; 8-D
19	Wu; Gaunt; Gray (2010)	1-A	2-A	3-B; 3-C; 3-D; 3-I; 3-J; 3-L	4-A	5-B		7-A; 7-B; 7-D; 7-E; 7-F	8-A; 8-B; 8-C; 8-D
20	Dahiya et al. (2003)	1-C	2-A	3-B	4-B	5-A			8-B; 8-C; 8-F
21	McKee (2003)	1-A	2-A	N.A	4-A	5-A			8-A; 8-B; 8-C; 8-D
22	Nam et al. (2008)	1-A	2-A	3-D; 3-I	4-B	5-A	6-A; 6-B		8-A; 8-B; 8-C; 8-D; 8-E
23	Kim; Gu (2006)	1-A	2-A	3-C; 3-D	4-A	5-B	6-B		8-A; 8-B
24	Branch (2002)	1-B	2-A	N.A		5-A			8-F
25	DuJardin; Séverin (2011)	1-A	2-A	3-C; 3-D; 3-E	4-A	5-B			8-A; 8-B; 8-C
26	Kovacova et al. (2019)	1-A	2-B	N.A		5-A			
27	Korol (2013)	1-A	2-A	3-C; 3-E; 3-F	4-A	5-B			8-A; 8-B; 8-C; 8-D
28	McKee; Greenstein (2000)	1-A	2-A	3-F	4-B	5-A			8-A; 8-B; 8-C; 8-D
29	Berg (2007)	1-A	2-A	3-A; 3-E	4-B	5-B			8-A; 8-B; 8-C; 8-F
30	Jones; Johnstone; Wilson (2017)	1-A	2-A	3-A; 3-B; 3-C; 3-D; 3-E; 3-H; 3-M	4-B	5-A	6-B		8-A; 8-B; 8-C; 8-D; 8-E
31	Zhao et al. (2017)	1-A	2-A	3-D; 3-G; 3-H	4-B	5-B			8-A; 8-B; 8-C; 8-D
32	Hensher; Jones (2007)	1-A	2-A	3-D	4-B	5-A			8-A; 8-B; 8-C; 8-D; 8-E
33	Kalay; Singhal; Tashjian (2007)	1-B	2-A	3-C	4-B	5-A	6-A	7-A	8-A; 8-F
34	Tian; Yu (2017)	1-A	2-A	3-D; 3-I	4-B	5-C	6-C	7-A	8-A; 8-C; 8-D
35	Kim (2011)	1-A	2-A	3-C; 3-D; 3-E; 3-H	4-A	5-A	6-A		8-A; 8-B; 8-C; 8-D; 8-E

Tabela 4 – Continuação

n.	Artigo	Tema	Tipo	Modelo	Amostra	Período Analisado	Seleção de Variável	Aplicação de Modelo existente	Variáveis
36	Thomas; Wong; Zhang (2011)	1-A	2-A	3-C	4-B	5-B		7-A	8-A; 8-B; 8-C
37	Li et al. (2011)	1-A	2-A	3-B; 3-C; 3-D	4-A	5-A	6-A; 6-B		8-A; 8-B; 8-C; 8-D; 8-E
38	Gupta; Gregoriou; Healy (2015)	1-A	2-A	3-I	4-B	5-B	6-A		8-A; 8-B; 8-C; 8-F
39	Foreman (2003)	1-B	2-A	3-D	4-B	5-A			8-A; 8-B; 8-C; 8-F
40	Jones (2017)	1-A	2-A	N.A	4-B	5-C			8-A; 8-B; 8-C; 8-D; 8-E
41	Tsai; Cheng (2012)	1-A	2-A	3-D; 3-F; 3-H	4-B	5-A			
42	Oliveira et al. (2017)	1-A	2-B	N.A		5-A			8-F
43	Charitou et al. (2013)	1-A	2-A	3-I; 3-J; 3-L	4-B	5-B		7-C; 7-D	8-A; 8-C
44	Sun (2007)	1-A	2-A	3-I	4-B	5-B			8-A; 8-B; 8-C; 8-D; 8-F
45	Hwang; Cheng; Lee (2007)	1-A	2-A	3-C; 3-D	4-B	5-B			8-A; 8-B; 8-F
46	Veganzones; Séverin (2018)	1-A	2-A	3-A; 3-D; 3-E; 3-H	4-B	5-C	6-B		8-A; 8-B; 8-C; 8-D
47	Mihalovič (2016)	1-A	2-A	3-C; 3-D	4-A	5-C	6-A; 6-D		8-A; 8-B
48	Li (1999)	1-B	2-A	3-I	4-B	5-A			8-A; 8-C; 8-F
49	Hua; Sun; Xu (2011)	1-B	2-A	N.A		5-A			8-A; 8-B; 8-C
50	Pawlina (2010)	1-B	2-A	N.A		5-A			8-B; 8-C
51	Uhrig-Homburg (2005)	1-B	2-A	N.A	4-B	5-A			8-A
52	Ivashina; Iverson; Smith (2016)	1-C	2-A	N.A	4-B	5-B			8-A; 8-C
53	Bem Jabeur (2017)	1-A	2-A	N.A	4-A	5-B	6-B		8-A; 8-B; 8-C; 8-D
54	Jackson; Wood (2013)	1-A	2-A	3-C; 3-D; 3-E; 3-J; 3-L	4-B	5-B		7-A; 7-C; 7-D; 7-E	8-A; 8-B; 8-C
55	Chi; Tang (2006)	1-A	2-A	3-D	4-B	5-B	6-B		8-B; 8-C; 8-D; 8-F
56	Mousavi; Ouenniche; Xu (2015)	1-A	2-A	3-A; 3-B; 3-C; 3-D; 3-J; 3-L	4-B	5-B	6-B	7-C; 7-D; 7-E	8-A; 8-B; 8-C; 8-D
57	Kuruppu; Oyelere; Laswad (2003)	1-A	2-A	3-C	4-B	5-A	6-B	7-A	8-A; 8-B; 8-C; 8-D
58	Kaplan (1994)	1-B	2-A	N.A	4-B	5-A			8-B; 8-C; 8-F
59	Brockett et al. (1997)	1-A	2-A	3-E	4-B	5-A	6-A		8-A; 8-B; 8-C
60	Kim; McLeod; R. (1999)	1-A	2-A	N.A	4-A	5-A			8-A; 8-B; 8-C; 8-D
61	Cultrera; Brédart (2016)	1-A	2-A	3-D	4-A	5-C			8-B; 8-C
62	Shirata et al. (2011)	1-A	2-A	N.A	4-A	5-B			8-A
63	Davalos; Gritta; Chow (1999)	1-A	2-A	3-E	4-A	5-A			8-A; 8-B; 8-C
64	Tobback et al. (2017)	1-A	2-A	3-H	4-B	5-A			8-A; 8-B; 8-C
65	Ouenniche; Pérez-Gladish; Bouslah (2018)	1-A	2-A	N.A	4-B	5-C			8-A; 8-B
66	Tsai; Hsu (2013)	1-A	2-A	3-D; 3-E; 3-F	4-A				
67	Gavurova et al. (2017)	1-A	2-A	3-C; 3-D	4-B	5-C		7-A; 7-B	8-A; 8-B; 8-C; 8-D
68	Hol (2007)	1-A	2-A	3-D	4-B	5-A			8-B; 8-F
69	Singhal; Zhu (2013)	1-B	2-A	3-D	4-B	5-B			8-A; 8-C
70	Demiroglu; James (2015)	1-C	2-A	3-D	4-B	5-C	6-A		8-F

Tabela 4 – Continuação

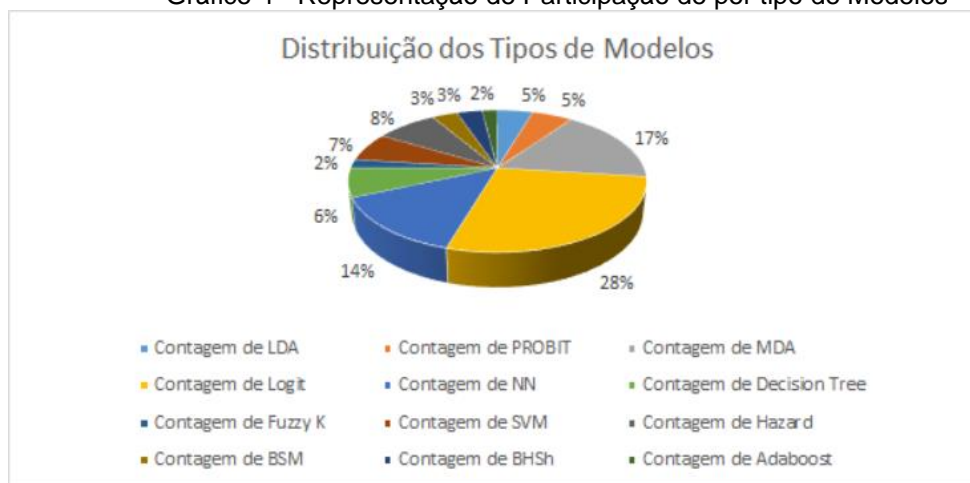
n.	Artigo	Tema	Tipo	Modelo	Amostra	Período Analisado	Seleção de Variável	Aplicação de Modelo existente	Variáveis
71	Dakovic; Czado; Berg (2010)	1-A	2-A	3-I	4-B	5-A			8-A; 8-B; 8-C; 8-F
72	Kirkos (2015)	N.A	2-A	N.A	4-B	5-C			
73	Kou et al. (2021)	1-A	2-A	3-A; 3-D; 3-E; 3-F; 3-H	4-B	5-C			8-C; 8-F
74	DeAndrés; Landajo; Lorca (2012)	1-A	2-A	3-A; 3-D; 3-E	4-A	5-C			8-A; 8-B; 8-C; 8-D
75	Altman et al. (2016)	1-A	2-A	3-D	4-B	5-C	6-B		8-A; 8-B; 8-C; 8-E; 8-F
76	Pacey; Pham (1990)	1-A	2-A	3-B; 3-C	4-A	5-A	6-B		8-A; 8-B; 8-C
77	Divsalar et al. (2012)	1-A	2-A	3-D	4-A	5-B			8-A; 8-B; 8-C
78	Peat (2007)	1-A	2-A	3-D; 3-I	4-B	5-A			8-A; 8-B; 8-C
79	Bandopadhyaya; Jaggia (2001)	1-A	2-A	3-I	4-B	5-A			8-E; 8-F
80	Partington et al. (2001)	1-C	2-A	3-I	4-B	5-A	6-B		8-A; 8-B; 8-C
81	Korol; Korodi (2011)	1-A	2-A	3-G	4-B	5-B			8-A; 8-B; 8-C; 8-D
82	Caporale; Cerrato; Zhang (2017)	1-A	2-A	N.A	4-B	5-C			8-A; 8-B; 8-C; 8-E; 8-F
83	Annabi; Breton; François (2012)	1-B	2-A	N.A	4-B	5-C			8-A; 8-F
84	Zhou; Lai (2017)	1-A	2-A	3-E; 3-F; 3-M	4-A	5-B			8-A; 8-B; 8-C; 8-D
85	Blazy; Chopard (2012)	1-B	2-A	3-D	4-B	5-B			
86	James (2016)	1-C	2-A	3-D	4-B	5-A			8-A; 8-B; 8-C; 8-D; 8-F
87	Cenciarelli; Greco; Allegrini (2018)	1-A	2-A	3-D	4-B	5-C			8-A; 8-B; 8-C
88	du Jardin (2018)	1-A	2-A	N.A	4-B	5-C			8-A; 8-B; 8-C; 8-D
89	Volkov; Benoit; Van den Poel (2017)	1-A	2-A	N.A	4-A	5-C	6-C		8-A; 8-B; 8-C
90	Kwansa; Cho (1995)	1-B	2-A	N.A	4-B	5-A			8-F
91	Hotchkiss; Mooradian (2003)	1-B	2-B	N.A		5-A			
92	Kovacova et al. (2018)	1-A	2-A	3-B; 3-C; 3-D	4-B	5-A			8-A; 8-B; 8-C; 8-D
93	Režňáková; Karas (2015)	1-A	2-A	3-C	4-B	5-C	6-B	7-A	8-A; 8-B; 8-C; 8-D
94	Wilson; Wright (2013)	1-B	2-A	3-C	4-B	5-C			8-A; 8-B; 8-C; 8-F
95	Virág; Nyitrai (2014)	1-A	2-A	3-E; 3-H	4-A	5-A			8-A; 8-B; 8-C; 8-D
97	Korol; Korodi (2010)	1-C	2-A	3-I	4-B	5-A	6-B	NA	8-A; 8-B
98	Alaka et al. (2017)	1-A	2-B	N.A		5-A			
99	Philosophov; Philosophov (2005)	1-B	2-A	N.A		5-A			8-A; 8-B
100	Boratyńska; Grzegorzewska (2018)	1-A	2-A	3-D; 3-G	4-B	5-C		7-A	8-A; 8-B; 8-C

Tabela 4 - Resultado das classificações e codificações do modelo

3.6 RESULTADOS E DICUSSÕES

A seguir, o Gráfico 4 representa a distribuição dos trabalhos analisados pelo tipo de modelagem utilizada. Percebe-se que a modelagem de regressão logística é a mais utilizada, assim como apresentam Gupta, Gregoriou e Healy (2015), os modelos mais prevalentes na previsão de falência são: regressão logística e análise discriminante múltipla (MDA). Nos estudos aqui analisados esses tipos de modelagens participam com uma frequência de 28% e 17% respectivamente.

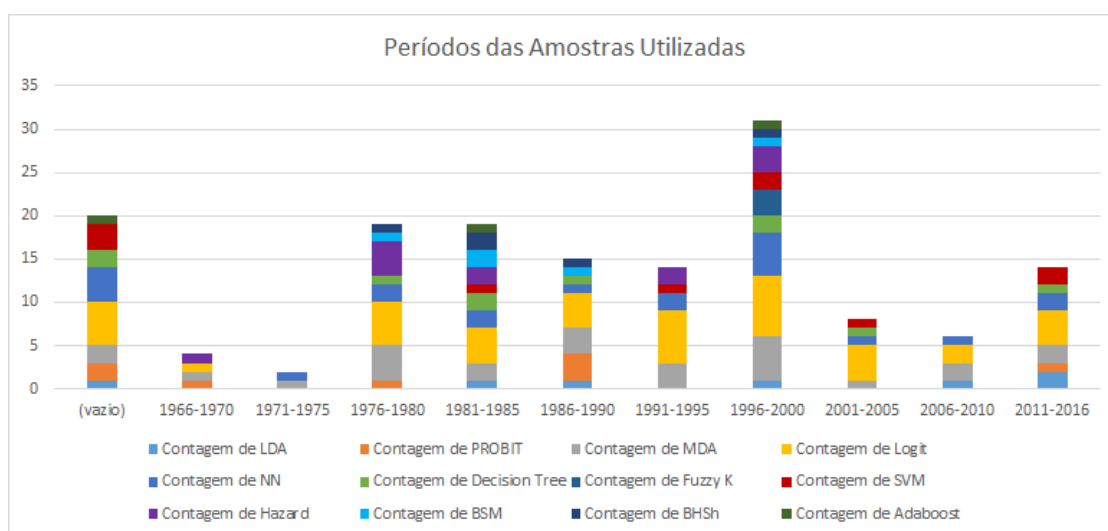
Gráfico 4 - Representação de Participação de por tipo de Modelos



Fonte: Compilação própria do autor.

Em seguida, apresentamos o Gráfico 5 que analisa ainda sobre os tipos de modelos utilizados, porém trazendo a perspectiva temporal das amostras. Verifica-se que a maior concentração das amostras utilizadas está no período entre 1996-2000, e que novamente o modelo de regressão logística se destaca juntamente com o de MDA.

Gráfico 5 - Participação dos tipos de modelo pelo período da amostra



Fonte: Compilação própria do autor.

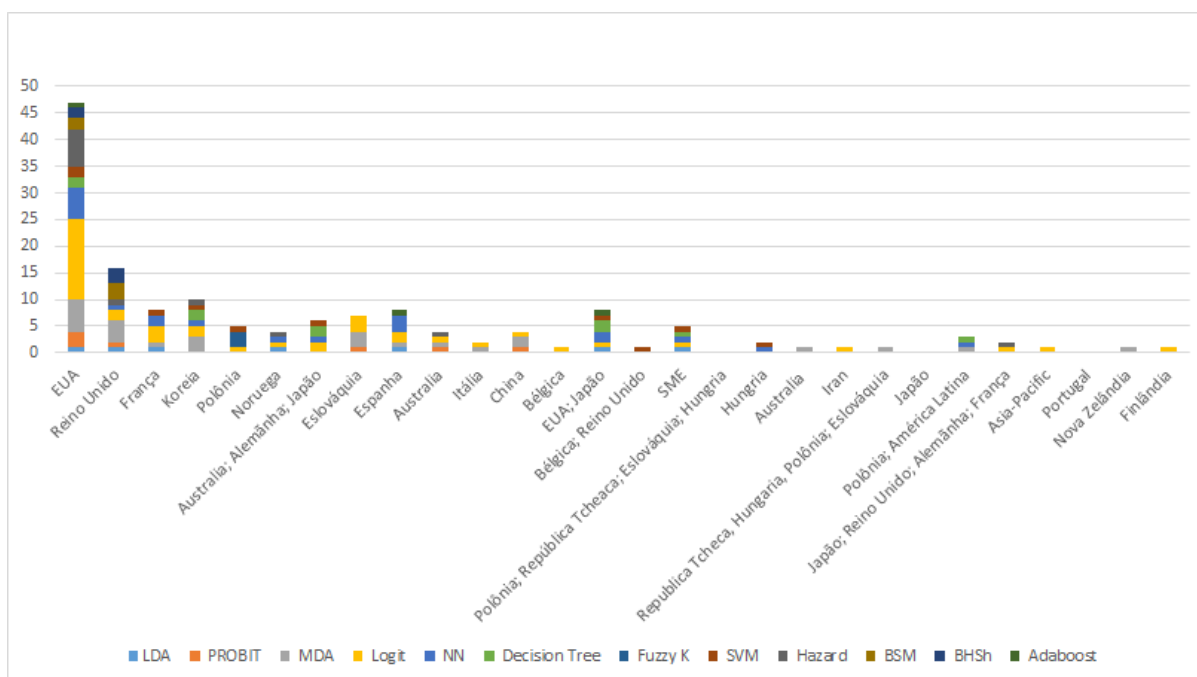
Segundo Tobback et al. (2017) e Volkov, Benoit e Van den Poel (2017), mesmo que alguns dos modelos inteligentes tragam melhorias de performance na classificação das empresas, a escolha por esses tipos de modelos, também conhecidos como “caixas pretas”, diminui a compreensão e interpretação dos resultados e influência das variáveis. Olson, Delen e Meng (2012) destacam ainda que dentre os modelos estatísticos a regressão logística tem formato simples e que pode ser transportado e entendido com facilidade. Kovacova et al. (2018) defendem ainda que a escolha pelos modelos logit ou probit deve ser feita pois são os modelos com melhor precisão de previsão.

Outro ponto importante levantado por Becchetti e Sierra (2003) é que a significância dos resultados de modelos não pode ser generalizada, pois muitos deles se mostram específicos para a amostra utilizada. Como evidenciado no estudo realizado por Korol (2013), que mostra que os modelos de árvores de decisão e de MDA, gerados para amostras de empresas Latinas-Americanas e empresas Europeias, foram diferentes para cada amostra, selecionando respectivamente 14 e 4 variáveis diferentes. Logo, amostras de países diferentes resultaram em modelos diferentes.

Também como apresentado por Tsai e Cheng (2012), diferentes amostras de países reagiram de maneira desigual para a redução de outliers, algumas amostras obtiveram melhoria com apenas redução de 10% dos outliers, enquanto a amostra da Alemanha mostrou melhoria com redução de 70-90% dos outliers. O Gráfico 6

mostra como é a distribuição entre as amostras utilizadas e quais os modelos utilizados por país de amostra.

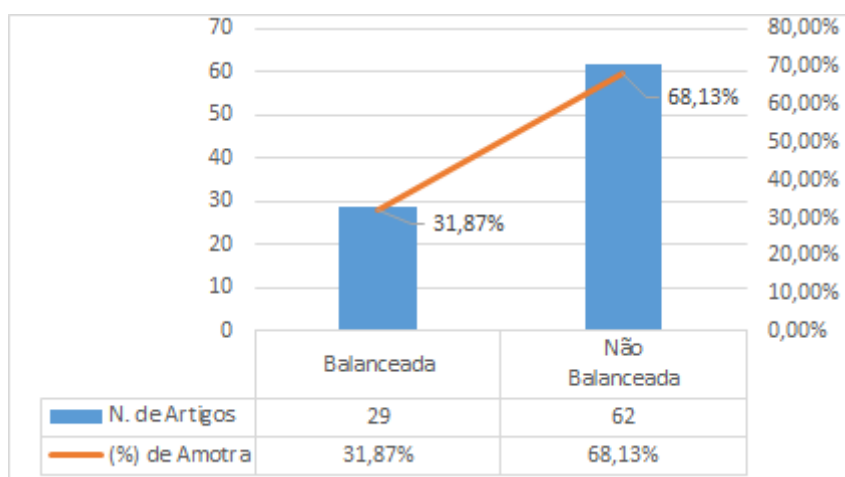
Gráfico 6 - Distribuição das amostras por país e por tipo de modelo



Fonte: Compilação própria do autor

No tocante ao tipo de amostragem Veganzones e Séverin (2018) advertem sobre como o uso de diferentes técnicas de amostragem podem resultar em performances diferentes para modelos. O mesmo autor ainda adverte sobre o uso de amostras balanceadas, e como esse tipo de seleção não representa, para o problema de falência, condições de mundo real, sendo que em cenários reais a proporção de empresas saudáveis para empresas que entram em falência é muito desigual, a última, sendo uma proporção mínima da primeira, variando de 100:1 até 1000:1 de empresas saudáveis para empresas que entram em falência. Consoante com o apresentado, Hensher e Jones (2007) argumentam que amostras balanceadas são uma grande deficiência para esse tipo de estudo, e que resultam em parâmetros enviesados.

Gráfico 7- Análise do tipo de amostra utilizada nos estudos



Fonte: Compilação própria do autor.

Contrário ao apresentado acima, os resultados das análises, representados graficamente pelo Gráfico 7, mostram que apesar de a maioria dos estudos utilizarem amostras não balanceadas, quase um terço dos estudos ainda utilizam amostras balanceadas, o que pode ser indicativo que esses estudos podem ter gerado modelos com resultados enviesados e não representativos da realidade de acordo com a amostra selecionada.

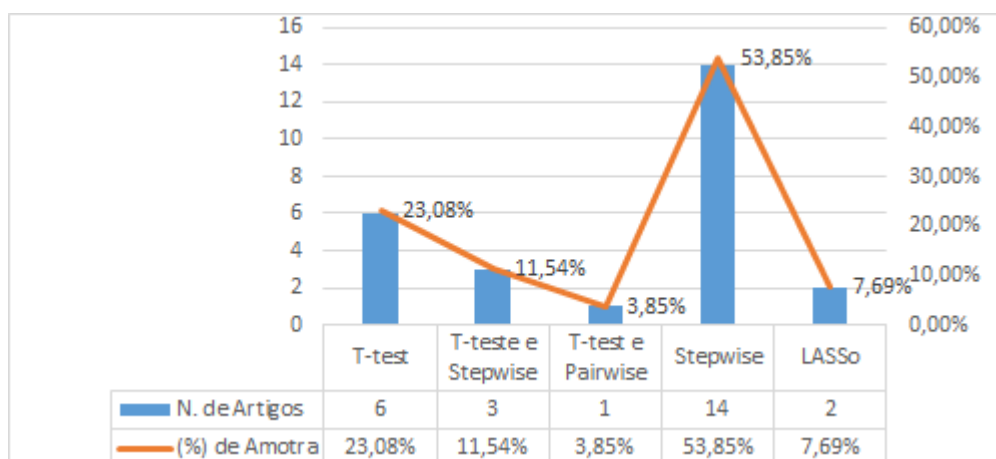
A seguir discorre-se sobre os resultados das análises das ferramentas de seleções de variáveis utilizadas pelos estudos de modelagem. Como nem todos os estudos empíricos são de propostas de novos modelos, alguns sendo de aplicações de modelos já existentes, não são todos os estudos que utilizaram ferramentas de seleção de variável, já que para um modelo já existente utiliza-se, normalmente, as variáveis já propostas pelo modelo.

Laitinen e Laitinen (2000) argumentam que um dos problemas principais na construção de modelos de previsão de falência são as escolhas das variáveis independentes, e a estruturação de suas relações. Alguns tipos de modelos como Adaboost, florestas aleatórias e modelo de aumento de gradiente não necessitam seleção prévia de variáveis, já que o próprio código do modelo faz essa função. Segundo Jones, Johnstone e Wilson (2017) esses modelos são capazes de selecionar automaticamente variáveis irrelevantes para serem excluídas, assim como lidam muito bem com efeitos de outliers e de valores em branco.

Tian e Yu (2017) apresentam a ferramenta LASSO como uma boa opção para a função de seleção de variáveis, tendo demonstrado bons resultados em modelos que fizeram uso da ferramenta. Essa ferramenta faz a seleção penalizando adaptativamente os coeficientes com um método de encolhimento. Outra ferramenta utilizada por estudos para seleção de variáveis é o t-test. Tsai e Hsu (2013) encontraram que os estudos que utilizaram o método de t-test tiveram melhor performance do que com outras ferramentas de seleção de variáveis. Porém DuJardin e Séverin (2011) encontraram evidências de que o t-test pode gerar resultados de exclusão de variáveis de grande interesse, assim como seleção de variáveis não necessárias.

A ferramenta stepwise é normalmente utilizada quando construindo modelos de regressão. Ela permite encontrar a melhor combinação de variáveis, sendo possível dois diferentes usos da ferramenta: escolher e excluir variáveis, ou avaliar as suas importâncias (TSAI, 2009). É possível verificar no Gráfico 8 que a ferramenta mais utilizada pelos artigos analisados é o Stepwise, com 53,85% de frequência, consoante com Tsai (2009), já que como identificado acima, o modelo de regressão logística é o mais utilizado dentre os estudos analisados.

Gráfico 8- Distribuição das ferramentas de seleção de variáveis utilizadas



Fonte: Compilação própria do autor

Outra análise realizada foi a de utilização de modelos já existentes. Muitos dos artigos utilizam o tipo de modelagem que os artigos seminais como os de Altman (1968), Ohlson (1968); Hillegeist *et al.* (2004) entre outros criaram. Nessa seção estamos considerando somente os estudos que se propuseram a aplicar os modelos já existentes, seguindo não somente modelagem, mas também as variáveis utilizadas pelos modelos.

A Tabela 5 apresenta quantas vezes os modelos selecionados nas codificações foram aplicados nos estudos analisados, e a sua participação no total de modelos aplicados. É possível por essa tabela aferir que o modelo mais aplicado foi o de Altman (1968), com 13 estudos aplicando seu modelo de Z-Score, seguido por Black and Scholes (1973), Merton (1974), Bharath and Shumway (2004) com 5 artigos aplicando tais modelos.

Tabela 5 - Utilização de modelos existentes

Modelo	Utilização em diferentes estudos	(%) de Participação
Altman	13	39,39%
Ohson	4	12,12%
BSM	5	15,15%
Bharat and Shumway	5	15,15%
Hillegeist	4	12,12%
Zmijewski	2	6,06%

Fonte: Compilação própria do autor

Em continuação, a Tabela 6 apresenta a mesma análise porém apresentando como os modelos foram utilizados em combinação, ou seja, quando um mesmo artigo aplicou mais de um modelo, tais como os estudos de Wu, Gaunt e Gray (2010), Jackson e Wood (2013) e Mousavi, Ouenniche e Xu (2015). Observa-se que o modelo de Altman é o único que aparece com aplicação em 8 artigos sem ser combinado com aplicação de outros modelos existentes, não necessariamente significando que foi o único modelo implementado nos artigos, muitas vezes sendo comparado a um novo modelo proposto pelos autores.

Além disso é possível constatar que a combinação de modelos mais utilizada foi do modelo de Hillegeist et al.(2004) com o modelo de Bharath and Shumway (2004), tendo sido realizada em quatro diferentes artigos, assim como a combinação do modelo de Bharath and Shumway (2004) e do modelo de Black and Scholes (1973) e Merton (1974). Outro ponto importante a levantar dessa análise foi que o modelo de Altman (1968) foi o mais aplicado em combinação com outros modelos.

Tabela 6 - Combinação de modelos aplicados

Combinações	Altman	Ohson	BSM	BhSh	Hillegeist	Zmijewski
Altman	8	3	3	3	3	1
Ohson	3	0	1	1	1	2
BSM	3	1	0	4	3	0
BhSh	3	1	4	0	4	1
Hillegeist	3	1	3	4	0	1
Zmijewski	1	2	0	1	1	0

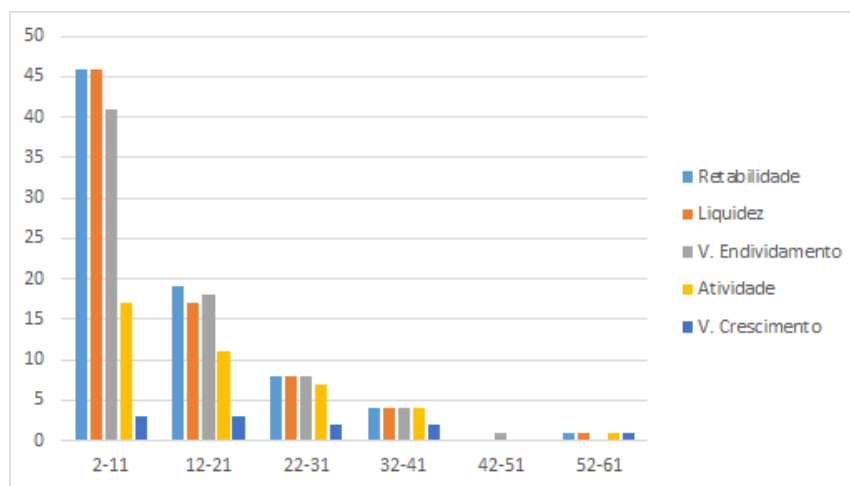
Fonte: Compilação própria do autor

Por último, são apresentados os resultados das análises de variáveis utilizadas nos estudos. O Gráfico 9 apresenta a distribuição dos estudos pela quantidade de variáveis utilizadas, assim como pelo tipo de variáveis utilizadas. Nota-se que a maior distribuição de estudos faz uso de 2 a 11 variáveis, sendo muito menores os números de estudos que utilizam mais de 11 variáveis. Tal resultado pode ser evidência do que Jones (2017) discorre em seu artigo, a respeito da limitação dos números de variáveis selecionadas pela maioria de modelos devido às limitações das ferramentas ou métodos, e que consoante à Altman et al. (2016) variáveis com alta correlação entre si podem ser disruptivas para a maioria dos modelos, sendo comum variáveis financeiras serem correlacionadas entre si.

Uma possível solução para esse problema apresentado por Altman et al. (2016) é o uso de variáveis não financeiras, que possuem baixa correlação tanto com variáveis financeiras quanto com diferentes variáveis não financeiras, podendo por sua inclusão trazer maiores informações incrementais para os modelos.

Além disso, no tocante aos tipos de variáveis financeiras utilizadas, Bandopadhyaya e Jaggia (2001) e Altman et al. (2016) apresentam indicadores de endividamento e liquidez como relevantes à previsão da falência por um bom período, relacionando-se diretamente e indiretamente com a probabilidade de falência da empresa. Assim, quanto maior endividamento e menor a liquidez, maior a chance de que a empresa irá à falência. Shirata et al. (2011) apresentam ainda que variáveis não financeiras podem demonstrar sinais de mudança da posição financeira da empresa até mesmo antes de esse tipo de mudança aparecer em indicadores financeiros. Jones (2017) discorre também que indicadores de mercado, apesar de serem embasados teoricamente na falência empresarial, refletem informações de mercado de capitais, que por sua vez podem não refletir corretamente toda a informação pública disponível.

Gráfico 9 - Distribuição do número e tipo de variáveis utilizadas nos artigos



Fonte: Compilação própria do autor

Outros tipos de variáveis, não mapeadas nos códigos, foram identificadas nas análises. São elas: variáveis de tamanho da empresa (KOROL; KORODI, 2010), idade (WILSON; WRIGHT, 2013), informações referentes à Recuperação Judicial da empresa (DAHIYA ET AL., 2003), tempo em recuperação, composição da dívida (DEMIROGLU; JAMES, 2015), indicadores de indústria (SUN, 2007), capacidade dos gestores (OLIVEIRA ET AL., 2017) e até mesmo indicadores relacionados aos colaboradores (FOREMAN, 2003). A Tabela 8 apresenta o mapeamento dessas variáveis posteriormente identificadas.

Tabela 7 - Outras variáveis identificadas

Variável	N. de Artigos
Idade	5
Tamanho	4
Considerações do Auditor	4
Dados de Recuperação Judicial	7
Indústria	3

Fonte: Compilação própria do autor

3.7 CONCLUSÃO

O tema da falência e recuperação judicial não é novo, porém tem ganhado cada vez mais espaço na área das finanças. De acordo com Mihalovič (2016), tal crescimento pode ser devido ao uso de avaliações de riscos em instituições financeiras e em empresas que desejam mostrar sua saúde financeira seja para investimento, filiações com outras empresas entre outros motivos. Hol (2007) e Tsai e Hsu (2013) consoante com o apresentado, discorrem sobre a importância da falência e sua previsão para decisões de instituições financeiras sobre empréstimos.

A maior direção da literatura como visto pela análise qualitativa de tema é para a previsão da falência, porém tem crescido a tendência de estudos relacionados à falência e recuperação de empresas como visto pela análise de palavras-chaves e tópicos em tendência. Dentre o estudo da falência destacam-se os estudos de custos e duração, ainda sendo poucos artigos os que focam em estudos da reorganização ou recuperação de empresas.

Os estudos de previsão de falência são em maior parte estudos que, ou aplicam modelos existentes em novas amostras, buscando verificar se a precisão dos modelos já criados é replicável em outras amostras, ou propõem novos modelos e verificam sua performance. Dentre os modelos já existentes, o modelo de Altman (1968) é o mais replicado, enquanto para estudos que desenham novos modelos a técnica mais utilizada é a da regressão logística e de MDA. Nosso resultado é convergente com o que apresenta Gupta, Gregoriou e Healy (2015) a respeito da preferência na literatura por essas duas modelagens.

De acordo com Nam et al. (2008), apesar da contínua adição de complexidades para modelagem de previsão de falência, não se tem alcançado grandes melhorias de performance. Logo, é compreensível a preferência pelos modelos estatísticos, que são de mais simples construção e interpretação e alcançam performances semelhantes às obtidas por modelos inteligentes.

Outra maneira que a literatura tem buscado de melhorias é nos procedimentos de pesquisa, seja na seleção de amostra, na qual a balanceada é considerada não representativa da realidade, ou de adoção de ferramentas de seleção de variáveis, que oferecem melhorias para os modelos, e dentre as quais o stepwise foi ferramenta utilizada com maior frequência, devido a sua melhor aplicação com o modelo de regressão logística. Além disso, muitos estudos tais como Dakovic, Czado e Berg (2010), Chi e Tang (2006) e Foreman (2003) estão alcançando melhorias de performance pela inclusão de variáveis não financeiras. Um ponto importante abordado por Bandopadhyaya e Jaggia (2001) e por outros autores foi que a troca de gestão da empresa influencia positivamente o resultado da sua recuperação.

Conclui-se, portanto, que de acordo com o exposto em todo o trabalho, a literatura acerca da falência é altamente focada em fatores de modelagem da previsão da falência, e que aos poucos, recentemente o campo está tendo espaço para estudos mais focados na falência, recuperação judicial, assim como no estudo de fatores determinantes no sucesso da recuperação judicial.

4 MODELOS Z-SCORE APLICADOS A EMPRESAS BRASILEIRAS

Resumo: Dada a crescente importância da previsão de falência em um ambiente empresarial globalizado, onde as relações comerciais se tornam cada vez mais complexas e incertas, esse trabalho se propõe a investigar a previsão de falência de empresas no contexto brasileiro, com a aplicação e análise de dois modelos de Z-Score de Altman (2000): Z-Score Revised e Z-Score Emerging Markets. Além disso, busca-se investigar como esses modelos se comportam em relação a erros de classificação (tipo I e tipo II) e como seus resultados se comparam com a literatura. A amostra de empresas analisadas consiste em dados financeiros de 699 empresas de capital aberto brasileiras, cobrindo o período de 2000 a 2020 e totalizando 7701 observações de ano-empresa. Os resultados encontrados revelam que os modelos de Z-Score Revised e Z-Score Emerging Markets de Altman apresentam um desempenho insatisfatório na classificação de empresas saudáveis e em recuperação judicial, o primeiro com altas taxas de erros tipo II (33,83%) e o segundo com altas taxas de erro tipo I (52,76%). No entanto, os resultados do F-teste realizado apontam que as variáveis de Altman possuem diferenças significativas entre os grupos de empresas que entraram em recuperação judicial e aquelas que se mantiveram saudáveis, sugerindo a relevância dessas variáveis na previsão de falência.

Abstract: Given the increasing importance of bankruptcy prediction in a globalized business environment where commercial relationships are becoming more complex and uncertain, bankruptcy is not a new topic in financial and accounting literature, as its implications directly impact the financial decisions of various economic agents. This work aims to investigate the bankruptcy prediction of companies in the Brazilian context, through the application and analysis of two Altman (2000) Z-Score models: Z-Score Revised and Z-Score Emerging Markets. Furthermore, it seeks to examine how these models perform in terms of classification errors (type I and type II) and how their results compare with the existing literature. The sample of analyzed companies consists of financial data from 699 Brazilian publicly traded companies, covering the period from 2000 to 2020 and totaling 7701 firm-year observations. The findings reveal

that both the Z-Score Revised and Z-Score Emerging Markets models by Altman exhibit unsatisfactory performance in classifying healthy companies and those in judicial recovery. The former displays high rates of type II errors (33.83%), while the latter exhibits high rates of type I errors (52.76%). Nevertheless, the results of the F-test performed indicate that Altman's variables show significant differences between the groups of companies that entered in Chapter 11 recovery and those that remained healthy, underscoring the relevance of these variables in bankruptcy prediction.

4.1 INTRODUÇÃO

Korol (2013) caracteriza a falência como um processo contínuo no qual é possível identificar fases, desde o surgimento dos primeiros sinais de dificuldade financeira até a falência em si, esse processo se faz cada vez mais comum em mundo globalizado, o qual possui redes complexas de relacionamentos empresariais que são cada vez mais intrincados e incertos.

A falência e sua previsão já não é um tópico novo na literatura financeira e contábil, sua importância para o campo vem da sua influência sobre as decisões financeiras (TSAI, 2009). Consoante com o exposto anteriormente, Chen *et al.* (2011) declaram que a identificação da falência de empresas é de grande foco para muitos agentes envolvidos.

Mousavi, Ouenniche e Xu (2015) discorrem sobre como o desenvolvimento de modelos confiáveis de previsão de falência pode ser crucial para auxiliar gestores a evitar a ocorrência, assim como para melhor especificar os riscos empresariais.

Os estudos de previsão de falência são em maior parte estudos que ou aplicam modelos existentes em novas amostras, buscando verificar se a precisão dos modelos já criados é replicável em outras amostras, ou propõem novos modelos e verificam sua performance. Dentre os modelos já existentes, o modelo de Altman (1968) é o mais replicado, enquanto para estudos que desenham novos modelos a técnica mais utilizada é a da regressão logística e de MDA, tal como apresentado por Gupta, Gregoriou e Healy (2015) a respeito da preferência na literatura por essas duas modelagens.

Apesar de sua criação e revisão desse modelo propostas por Altman em seu trabalho de 2002 e de 2005, a sua aplicação em amostras diferentes das quais foram criadas ainda é um tópico de grande interesse. Peat (2007) discorre sobre como gestores tomam decisões que afetam a performance e continuidade das empresas, sendo muitas vezes não evidente para o público, mas como de maneira subsequente o resultado dessas decisões é revelado por suas demonstrações financeiras.

Dada a boa performance, com 95% de acerto, do modelo de Z-Score de Altman (1968) quanto a sua capacidade de previsão de estresse financeiro, cada vez mais a aplicação de tais modelos pode trazer informações relevantes em relação a resultados futuros da saúde financeira de uma empresa.

Mihalovič (2016) alerta sobre pontos importantes de atenção em relação ao trabalho de Altman (1968) e de como apesar de ser o trabalho mais citado em relação a previsão da falência, tal modelo pode apresentar limitações em relação a sua construção, como o tamanho de amostras utilizadas, a inexistência de outliers, entre outros pontos relevantes. Consoante com o exposto por Gavurova *et al.* (2017), a maioria dos estudos que realizam aplicações ou verificações de modelos de previsão de falência existentes focam muitas vezes somente na performance geral do modelo, como o exposto sobre o resultado dos modelos de Altman (1968) com 95% de AUC, não aprofundando a análise para a acurácia da previsão da falência e da previsão da não falência (erros tipo I e erros tipo II), o que muitas vezes pode trazer uma visão enviesada dos resultados. Gruszczynski (2019) alerta ainda sobre como a aplicação direta do modelo Z-Score ou seus modelos variantes a amostras de diferentes países, estruturas legais e períodos diferentes das quais foram criados tem provado ser problemático.

Visto o gap existente dentro dos estudos analisados para aplicações desses modelos existentes em amostras brasileiras, e do aprofundamento da análise dos resultados obtidos por esses modelos, o objetivo desse estudo é fazer a aplicação de dois modelos de Z-Score de Altman em uma amostra de empresas brasileiras de capital aberto e verificar sua performance quanto à previsão de entrada em recuperação judicial e quanto à previsão de não entrada.

O presente estudo estrutura-se em cinco seções, sendo a primeira a introdução, seguida pela Revisão de Literatura, Metodologia, Resultados e Conclusões e Discussões.

4.2 REVISÃO DE LITERATURA

4.2.1 A Falência

Uhrig-Homburg (2005) argumenta que empresas podem se tornar insolventes por um de dois motivos, seja quando o fluxo de caixa se torna insuficiente para pagar os credores ou seja quando as obrigações da empresa se tornam maiores que os seus ativos.

A falência é resultado de um processo que se inicia com uma redução das receitas, seguida pela redução de lucros, o que leva a uma queda de performance e operações; caso essa redução de performance torne o capital operacional insuficiente, a empresa precisará aderir a outras linhas de financiamento, como a venda de ativos ou empréstimos, situação a qual pode deteriorar mais ainda a saúde financeira, resultando em insolvência que eventualmente pode se tornar em situação de falência (CHI; TANG, 2006).

Segundo Hua, Sun e Xu (2011) uma empresa pode ser classificada em três diferentes estados financeiros: saudável, em dificuldades financeiras e em falência. O primeiro estado se caracteriza pela situação na qual a firma gera fluxo de caixa suficiente para pagar suas obrigações, o segundo é o qual a empresa tem fluxo de caixa baixo e que não paga suas dívidas, enquanto o terceiro se dá quando o total de ativos de uma empresa é menor do que o total de obrigações assumidas.

Ainda sobre a falência, Korol e Korodi (2011) apresentam que esse não é um processo repentino, e que pode levar até 6 anos para ocorrer, logo não seria impossível a sua previsão de acordo com sinais detectados durante esse período prévio à sua ocorrência. Isso possibilita a tomada de decisões de gerentes de modo que quanto mais tempo entre a detecção e a ocorrência da falência, maiores as possibilidades de preparação e reação ao evento.

Nesse sentido Mousavi, Ouenniche e Xu (2015) discorrem sobre alguns dos erros de gestão que podem levar à falência: a falta de experiência na indústria; instalação de políticas corporativas ineficientes ou inapropriadas; falta de comprometimento e motivação para liderar a empresa de maneira eficiente; gestores que são propensos a assumir riscos, e erro ou falta de ajustes da estrutura de gestão e operação às novas realidades. Por outro lado, Tobback *et al.* (2017) apresentam

que outro fator que pode influenciar a falência de uma empresa é a competência do time de gestão, a qual pode ser verificada analisando-se o histórico das pessoas envolvidas.

4.2.2 Modelos De Previsão De Falência

Os modelos de previsão de falência tiveram início com o trabalho de Beaver (1966), que desenvolveu um trabalho de simples classificação com base no t-test, seguido pelo trabalho de MDA de Altman (1968), e pelo trabalho de Ohlson (1980). Desde então, diversos outros modelos foram criados, alguns como os trabalhos seminais citados acima, fazendo uso de variáveis de indicadores financeiros, outros como o trabalho de Black and Scholes (1973), Merton (1974), Bharath and Shumway (2004) fazendo uso de variáveis de mercado. Além das variáveis, os modelos se diferenciam por meio do método de modelagem utilizado, sendo os primeiros e até hoje os mais utilizados os modelos estatísticos, e outros mais recentes como os modelos inteligentes (NAM *et al.*, 2008).

As qualidades de um bom modelo de previsão de falência que tenha valor prático são: facilidade de modelagem e implementação, acesso a disponibilidade de uso do software apropriado, bom nível de interpretação dos resultados gerados assim como da influência das variáveis na performance do modelo (JONES; JOHNSTONE; WILSON, 2017).

Em relação ao tipo de modelagem utilizada, consoante com o apresentado por Gupta, Gregoriou e Healy (2015), os modelos mais prevalentes na previsão de falência são regressão logística e análise discriminante múltipla (MDA). Nos estudos analisados, esses tipos de modelagens participam com uma frequência de 28% e 17% respectivamente.

Dentre a revisão de literatura realizada, o modelo mais aplicado foi o de Altman (1968), com 13 estudos aplicando seu modelo de Z-Score, seguido por Black and Scholes (1973), Merton (1974), Bharath and Shumway (2004) todos com 5 artigos cada aplicando tais modelos.

Observa-se ainda que o modelo de Altman é o único que aparece com aplicação em 8 artigos sem ser combinado com aplicação de outros modelos existentes, não necessariamente significando que foi o único modelo implementado nos artigos, muitas vezes sendo comparado a um novo modelo proposto pelos autores. Outro ponto importante a levantar dessa análise foi que o modelo de Altman (1968) foi o mais aplicado em combinação com outros modelos.

Além disso, no tocante ao tipo de variáveis financeiras utilizadas, Bandopadhyaya e Jaggia (2001) e Altman *et al.* (2016) apresentam indicadores de endividamento e liquidez como relevantes à previsão da falência por um bom período, relacionando-se diretamente e indiretamente com a probabilidade de falência da empresa, ou seja, quanto maior endividamento e menor a liquidez maior a chance de que a empresa irá à falência.

Em seguida apresenta-se em maior profundidade alguns tipos de modelos de previsão de falência presentes na literatura, alguns diferenciam-se pelo tipo de variável utilizada, como variáveis financeiras ou de indicadores de mercado, outros pelo tipo de método como modelos estatísticos e modelos inteligentes. Além disso apresentamos também algumas limitações e observações encontradas na literatura a respeito da aplicação desses modelos.

4.2.2.1 Modelos Estatísticos

A abordagem estatística que faz uso principalmente de informações e indicadores financeiros pode ser dividida em quatro métodos mais difusos: análise discriminante múltipla ou linear, análise de regressão logística, regressão probit e análise de redes neurais (BECCHETTI; SIERRA, 2003).

Sung, Chang e Lee (1999) relatam que vários estudos estão utilizando MDA, e que os resultados mostram que esse tipo de modelagem oferece uma precisão de previsão maior do que 90%, justificando a sua dominância em relação a outros modelos. Sung, Chang e Lee (1999) expõem também pontos fortes desse tipo de modelagem, como a habilidade de incorporar múltiplas variáveis simultaneamente e a facilidade de aplicação uma vez que o modelo foi desenvolvido, porém alerta para alguns pontos fracos como a premissa de distribuição normal das variáveis e interpretação variada da importância relativa de variáveis individuais. Em relação à

literatura empírica, Gupta, Gregoriou e Healy (2015) declaram que MDA e regressão logística são as técnicas estatísticas preferidas para previsão da falência.

Apesar de não alcançar os melhores resultados de performance quanto aos modelos de combinação, os modelos lineares ainda têm vantagens práticas como a sua interpretabilidade (VOLKOV; BENOIT; VAN DEN POEL, 2017). Kovacova *et al.* (2018) defendem ainda que a escolha pelos modelos logit ou probit deve ser feita pois são os modelos com melhor precisão de previsão.

Mossman *et al.* (1998) comparam diferentes modelos em seu trabalho e encontram que, para um horizonte temporal menor que três anos prévios à falência, os modelos de variáveis financeiras e fluxo de caixa trazem informações úteis, visto que uma grande mudança nos indicadores financeiros pode ser indicação de um colapso financeiro iminente, e variáveis de fluxo de caixa apresentam potencial de avisos antecipados de dificuldades financeiras. Mossman *et al.* (1998) encontraram também que a utilidade de modelos que utilizam indicadores de liquidez como indicadores de sinais precoces de falência é maior do que de modelos que utilizam retornos de mercado somente.

Apesar de serem criticados pela falta de apoio teórico, os modelos baseados em indicadores financeiros possuem a vantagem de ter apoio em sinais prévios à falência, pois a mesma não ocorre em um só período, logo essas mudanças vão aparecer nos relatórios contábeis e financeiros, uma vez que é resultado do acúmulo de vários anos de performances ruins (AGARWAL; TAFFLER, 2008).

Segundo Altman *et al.* (2016), variáveis financeiras, principalmente de liquidez, seguem um processo sistemático e podem servir para previsão da falência até cinco anos antecedente ao evento. Jones (2017) relata ainda que essas variáveis financeiras têm se mostrado com alto poder preditivo em relação à falência empresarial, sendo as mais utilizadas os indicadores de liquidez, de endividamento e de rentabilidade.

Agarwal e Taffler (2008) defendem que modelos que usam indicadores de mercado como o de Black e Scholes (1973) e Merton (1974) são a melhor alternativa, e segundo o mesmo autor existem muitos papéis recentes fazendo uso desses modelos para previsão da falência. Apesar de modelos baseados em indicadores de mercado serem mais atrativos conceitualmente, não deveria ser surpresa que a sua performance seja pior do que modelos baseados em indicadores financeiros, e que

apesar de boa performance, ambos os tipos de modelos oferecem informação única a respeito da falência da empresa (AGARWAL; TAFFLER, 2008).

Wu, Gaunt e Gray (2010) encontraram ainda em seu trabalho que dentre os modelos analisados, o modelo de Shumway (2001) que combina variáveis de mercado e financeiras performou melhor do que o modelo de Hillegeist *et al.* (2004) o qual faz uso somente de variáveis de mercado.

Mousavi, Ouenniche e Xu (2015) argumentam que a lógica por trás do uso de variáveis de mercado é válida para mercados eficientes nos quais os preços das ações refletem informações não somente contidas nos relatórios financeiros como também nos fluxos de caixas futuros esperados. Algumas das variáveis utilizadas nos modelos baseados em indicadores de mercado são: valor de mercado dos ativos, valor de mercado do patrimônio líquido, taxa de dividendos, volatilidade da ação, entre outros.

Um ponto importante é que esse tipo de modelo só vai ser uma opção quando a amostra é limitada a empresas que possuem capital aberto no mercado, sendo que para o Brasil esse não é o caso para a maioria das empresas.

4.2.2.2 Outros modelos e Limitações de Modelos

Korol e Korodi (2011) advertem que os resultados dos modelos fuzzy concebidos são insatisfatórios e inacessíveis, e que os pesquisadores deveriam tentar reduzir o número de regras e focar mais nos parâmetros das funções. São discutidos também problemas de performance com esses modelos que alcançaram precisão menor do que dos modelos tradicionais de MDA e regressão logística.

Tobback *et al.* (2017) apresentam que a melhora da performance de previsão da falência trazida por esses tipos de modelos serve de indicação que o efeito das variáveis financeiras na saúde financeira possui propriedades não lineares, mas que apesar de lidar muito bem com a não linearidade, esses modelos inteligentes, normalmente referidos como “caixas pretas”, são de pouca compreensão dos resultados e efeitos das variáveis nos modelos. Apesar de os modelos inteligentes performarem melhor em relação à precisão das previsões com amostras testes, os modelos simples não performam muito pior do que os inteligentes, e são uma alternativa viável de abordagem principalmente se a inferência estatística e a interpretabilidade são objetivos do modelo (JONES; JOHNSTONE; WILSON, 2017).

Vários autores levantam pontos de fraquezas e oportunidades de melhorias para modelos de previsão. Primeiramente é importante ressaltar que para os modelos baseados em indicadores financeiros, mudanças nas regras contábeis podem gerar resultados diferentes em relação a como a mesma informação é medida (HILLEGEIST *et al.*, 2004). Du Jardin e Séverin (2011) colocam que para a maioria dos modelos o horizonte temporal de previsão, normalmente não supera um ano, e que nem todas as empresas vão entrar em falência por conta de dificuldades financeiras ou insolvência, alegando que algumas empresas conseguem se recuperar. Os modelos estatísticos em sua maioria partem de premissas sobre os indicadores que normalmente não são satisfeitas, como: distribuição normal, independência, e existência de informações completas (KOROL, 2013).

Outro problema metodológico identificado por Pacey e Pham (1990) em relação às amostras adotadas para a criação dos modelos, é que muitos modelos fazem uso de amostras não aleatórias, uso de amostras balanceadas, e uso arbitrário de delimitação de probabilidade de classificação nos testes de previsão. Um dos problemas mais identificados é a queda de performance de modelos em testes fora da amostra, assim como a significância das variáveis tende a ser específica à amostra pela qual foram constituídos os modelos (BECCHETTI; SIERRA, 2003).

Em relação a distribuição das amostras, verificou-se que 45% dos trabalhos analisados utilizam amostras compostas de dados de até 1990, enquanto 34% são compostas de dados entre 1990 e 2000, enquanto somente 11% são de dados de 2010 a 2020. Enquanto em relação a data de publicação dos artigos somente 1,09% foram publicados até 1990, 17,39% entre 1990 e 2000, 29,35% entre 2000 e 2010 e 51,09% entre 2010 e 2020. Ou seja, apesar da maioria dos artigos terem sido publicados mais recentemente os dados das amostras utilizadas ainda são predominantemente antigos quando comparados a quando foram realizados os estudos.

No tocante ao tipo de amostragem, Hensher e Jones (2007) argumentam que amostras balanceadas são uma grande deficiência para esse tipo de estudo, e que resultam em parâmetros enviesados. Consoante com o apresentado, Vezanzones e Séverin (2018) os pesquisadores devem tomar cuidado ao selecionar o tipo de amostragem a ser utilizada pois podem resultar em diferentes performances para modelo. O mesmo autor ainda adverte sobre o uso de amostras balanceadas, e como esse tipo de seleção não representa para o problema de falência condições de mundo

real, sendo que em cenários reais a proporção de empresas saudáveis para empresas que entram em falência é muito desigual.

Contrário ao apresentado acima, na revisão sistemática de literatura realizada verificou-se que apesar de a maioria dos estudos utilizarem amostras não balanceadas, 31,87%, dos estudos ainda utilizam amostras balanceadas, o que pode ser indicativo que esses estudos podem ter gerado modelos com resultados viesados e não representativos da realidade de acordo com a amostra selecionada.

Outros modelos possuem diferença entre a distribuição dos erros, sendo necessário a atenção na escolha do modelo, pois o erro de classificação de empresas que irão falir como empresas saudáveis é considerado mais custoso do que o erro de classificação de empresas saudáveis como empresas que irão falir (GAVUROVA *et al.*, 2017).

Como evidenciado no estudo realizado por Korol (2013), que mostra que os modelos criados, de árvores de decisão e de MDA, gerados para amostras de empresas Latinas-Americanas e empresas Europeias, foram diferentes para cada amostra, selecionando respectivamente 14 e 4 variáveis diferentes. Logo, amostras de países diferentes resultaram em modelos diferentes.

4.3 METODOLOGIA

4.3.1 Objetivo de Pesquisa

O objetivo global dessa pesquisa é verificar a performance e analisar os resultados da aplicação de dois modelos de Z-Score de Altman para uma amostra de empresas brasileiras. Os objetivos específicos visam responder as seguintes perguntas de pesquisa:

Q1: Como os modelos de Altman (2000) performam para classificação de empresas Brasileiras na amostra selecionada?

Q2: Como tais modelos performam em relação a erros tipo I e erros tipo II?

Q3: Como os resultados encontrados dos dois modelos se alinham ou não com a literatura?

Q4: Como um modelo de MDA utilizando as mesmas variáveis de Altman construído a partir da amostra de empresas brasileiras se compara aos modelos de Altman analisados e qual a sua performance?

4.3.2 Objeto de Estudo

Em relação ao objeto de estudo a amostra é composta de dados financeiros de 675 empresas de capital aberto brasileiras, durante o período de 2000 a 2020, totalizando 7701 ano-empresa analisados. Foi adotado o código 0 para as empresas que entraram em recuperação judicial e código 1 para as empresas que se mantiveram saudáveis. Gruszczynski (2019) encontra em seu estudo que a utilização de amostras balanceadas, ou desbalanceadas, mas em uma proporção diferente da verificada na população de empresas saudáveis para não saudáveis, causa viés nas probabilidades de falência encontradas para as empresas individuais. Com a intenção de evitar esse erro, em relação a amostra escolhida não foi feito nenhum corte ou balanceamento, buscando representar toda a população e a proporção real de falências ou recuperações judiciais encontradas.

4.3.3 Procedimentos de Coleta e Análise de Dados

A metodologia da pesquisa é quantitativa, realizando a aplicação de dois modelos de análise de discriminantes multivariadas, o primeiro sendo o Z-Score Revisado de Altman (2000) e o segundo o Z-Score para Mercados Emergentes de Altman (2000). Os dados foram todos extraídos da base de dados da Economatica.

As variáveis utilizadas por ambos os modelos são:

Tabela 8 - Variáveis do Modelo

Variável	Índice
Z	Z-Score
X ₁	Capital de Giro / Ativos Totais
X ₂	Lucro Retido / Ativos Totais
X ₃	EBIT / Ativos Totais
X ₄	Patrimônio Líquido/ Passivo Total
X ₅	Vendas / Ativos Totais

Fonte: Compilação própria do autor

Os modelos aplicados foram os seguintes:

Modelo Z-Score Revisado:

Equação 1 - Modelo Z-Score Revisado de Altman

$$Z' = 0,717(X_1) + 0,847(X_2) + 3,107(X_3) + 0,420(X_4) + 0,998(X_5)$$

Para os limites e classificações, onde $Z' > 2,90$ a empresa se classifica como não falência, e onde caso $Z' < 1,23$ a empresa se classifica como em falência, para resultados de Z' entre esses dois limites os autores propõe uma classificação de cinza.

Modelo Z-Score Mercados Emergentes:

Equação 2 - Modelo Z-Score Mercados Emergentes de Altman

$$Z'' = 6,56(X_1) + 3,26(X_2) + 6,72(X_3) + 1,05(X_4) + 3,25$$

Para os limites e classificações, onde $Z' > 5,85$ a empresa se classifica como não falência, e onde caso $Z' < 4,15$ a empresa se classifica como em falência, para resultados de Z' entre esses dois limites os autores propõe uma classificação de cinza.

4.4 RESULTADOS

A Tabela 9 abaixo apresenta os resultados obtidos através da aplicação do Modelo Z-Score Revisado para a amostra brasileira apresentada anteriormente. É possível observar que o modelo performa muito bem na classificação de empresas que entraram em recuperação judicial, apresentando somente 10,55% de erro tipo I, sendo esse erro o mais caro em termos de classificação, pois é onde se classifica como segura uma empresa que na realidade está em risco.

Tabela 9 - Matriz de Confusão para Modelo Z-Score Revisado Altman (2000)

Valores Reais	Valores Previstos		
	Risco	Cinza	Segura
0	45,13%	44,32%	10,55%
1	33,86%	48,29%	17,85%
Total Geral	34,76%	47,97%	17,27%

Fonte: Compilação própria do autor

Por outro lado, o erro tipo II do modelo para a amostra é de 33,86% onde empresas saudáveis estão sendo consideradas em risco. Ademais temos uma alta classificação de empresas na área cinza, com 47,97% das empresas sendo classificadas como tal. No geral os resultados apontam que o modelo está sendo bem conservador na sua classificação, e que está muito amplo na sua “não classificação” para as empresas da área cinza.

Foi feito um filtro para analisar os resultados para a classificação das empresas que entraram em recuperação judicial em relação ao ano que se estava classificando e seu estado naquele momento.

Tabela 10 - Detalhes Matriz Confusão - Análises por Períodos e Situação das Empresas

Valores Reais	Valores Previstos		
	Risco	Cinza	Segura
Períodos Pré - Recuperação Judicial	45,63%	47,33%	7,04%
Períodos Durante e pós Recuperação Judicial	44,12%	38,24%	17,65%
Total Geral	34,76%	48,29%	10,55%

Fonte: Compilação própria do autor

Diante do exposto verifica-se que o modelo tem uma melhora de 10,55% para 7,04% na performance do seu erro tipo I quando olhamos somente para períodos pré-entrada em recuperação judicial para as empresas que entraram em recuperação. Enquanto tem um aumento no seu erro tipo I de 10,55% para 17,65% para período no qual as empresas já estão ou já passaram por recuperação judicial.

Em relação aos resultados obtidos do modelos Z-Score de Mercados Emergentes ele performa de maneira oposta ao Z-Score Revisado, a tabela abaixo detalha esses resultados. Verifica-se que a porcentagem de erro tipo I subiu de

10,55% para 52,76% tendo uma alta classificação de empresas que entraram em recuperação judicial como seguras. Por outro lado, esse modelo tem baixo erro tipo II, onde somente 3,84% das empresas saudáveis foram classificadas como em risco. Além disso somente 5,68% das empresas que entraram em recuperação judicial foram classificadas como risco, o que mostra baixa acuracidade para a identificação mais importante para esse tipo de modelo, que tem como objetivo justamente identificar empresas em risco financeiro eminente.

Tabela 11 - Matriz de Confusão para Modelo Z-Score Emerging Markets Altman (2000)

Valores Reais	Valores Previstos		
	Risco	Cinza	Segura
0	5,68%	41,56%	52,76%
1	3,68%	34,85%	61,47%
Total Geral	3,84%	35,39%	60,77%

Fonte: Compilação própria do autor

Outro teste realizado assim como por Altman (1968) foi o teste F para verificar habilidade individual discriminante das variáveis para a amostra. Para esse teste encontrou-se que para as variáveis X2, X3, X4 e X5 todas são significantes a um nível de confiança 0,05, indicando que existe diferença significativa nessas variáveis entre os grupos de empresas que entraram em recuperação judicial e as que não entraram. Porém, diferentemente dos resultados obtidos por Altman em seu primeiro modelo de Z-Score de 1968 a variável X1 não se apresentou significativa para esse teste, ou seja, não é possível rejeitar a hipótese nula de que não existe diferenças significantes entre os grupos para essa variável. A tabela 12 abaixo apresenta resumidamente os resultados para o teste F.

Tabela 12 - Resultados do Teste F

Variável	0	1	F Ratio
X1	0.34	0.25	3.66
X2	0.85	1124.02	25789624.02*
X3	0.16	10580.16	2971019562275.64*
X4	0.69	4134.17	8168574337.75*
X5	0.71	166.76	13072253.63*

*Significante a um nível de confiança 0,05

Fonte: Compilação própria do autor

Além do teste F realizado entre os grupos que entraram ou que não entraram em recuperação judicial, foi realizado também, para a amostra de empresas que entraram em recuperação judicial, o mesmo teste para períodos anteriores a entrada de e para períodos após tal entrada. Os resultados apresentam que para quatro das variáveis utilizadas no modelo de Altman existem diferenças significantes dentre os períodos pré e pós entrada no processo recuperação judicial. A tabela abaixo apresenta tais resultados.

Tabela 13 - Resultados do Teste F para empresas que entraram em Recuperação Judicial

<i>Variável</i>	<i>Períodos pós entrada em RJ</i>	<i>Períodos Anteriores A Entrada em RJ</i>	<i>F Ratio</i>
X1	0.6	0.21	0*
X2	2.11	0.22	0*
X3	0.22	0.13	1.80
X4	0.67	0.71	1.43*
X5	0.83	0.65	0.01*

*Significante a um nível de confiança 0,05

Fonte: Compilação própria do autor

4.5 DISCUSSÕES

Os resultados encontrados são consoantes com o que o próprio autor conclui em seu trabalho, que as revisões propostas por ele para Z' e Z'' apesar de considerar problemas mais específicos, como fornecer uma adaptação para firmas privadas no tocante a variável X₄, a qual teve substituição do Valor de Mercado proposto no modelos Z-Score original pelo Valor Contábil de Patrimônio Líquido, e considerar riscos de crédito de mercados emergentes, aumentam a área cinzenta de classificação, o que indica que ambos esses modelos são provavelmente menos confiáveis do que o original (ALTMAN, 2000).

Além disso, observa-se que para a amostra brasileira aplicada, apesar de o modelo de Z-Score Revised trazer bom desempenho para a classificação de empresas que realmente entraram em recuperação, trazendo resultados de erro tipo I de 10,55% (classificação de empresas que entraram em recuperação como saudáveis) obteve má performance em relação a classificação das empresas consideradas saudáveis, ou que não entraram em recuperação judicial, classificando-as corretamente em somente 17,85% da amostra. Aprofundando-se em detalhes nos resultados obtidos para as empresas que entraram em recuperação judicial, verificou-se um erro maior Tipo I para os períodos pós entrada em recuperação, isso é indicativo de que tais empresas após ingressarem em suas recuperações, obtiveram melhoras nos seus indicadores e, portanto, estão em maior parte sendo classificadas como Cinza ou Seguras pelo modelo de Z-Score Revised de Altman.

Para quatro das cinco variáveis de Altman os resultados do teste F indicam uma diferença significativa de tais variáveis para os grupos de empresas que entraram ou não em recuperação judicial, o que aponta que tais variáveis são boas variáveis para essa classificação. Do mesmo modo, através desse teste, também conduzido para os diferentes períodos para as empresas que entraram em recuperação judicial, pré ou pós entrada nesse processo, evidenciou-se que quatro das variáveis também possuem diferenças significativas para esses dois agrupamentos de períodos, novamente apontando para uma variação nesses indicadores após o início de um processo de recuperação.

Tais resultados podem ser mais profundamente analisados para entender tamanha diferença entre os resultados encontrados por Altman (2000), 91% de Acurácia Tipo I e 97% de Acurácia tipo II, versus os resultados encontrados nesse estudo. Um dos fatores que pode ser influente nessa diferença é relacionado ao tipo e tamanho de amostra. Em seu estudo de 2000, Altman utiliza amostras balanceadas e contendo 33 empresas somente para cada grupo, como já apresentado na seção de metodologia, nesse estudo utilizou-se amostra desbalanceada de 699 empresas, optando-se por tal para ser mais próximo da distribuição real da população (HENSHER; JONES, 2007). Outro ponto relevante, foi a opção por não realizar cortes em nossa amostra por setor da indústria, o que pode levar a diferentes resultados dos obtidos por Altman que utilizou empresas do setor industrial somente.

Sugere-se maiores pesquisas futuras relacionadas ao evento em si da recuperação judicial e seu efeito nos resultados financeiros das empresas, assim como a possível previsão de seu resultado, emergência ou liquidação, através das mesmas variáveis utilizadas para explicar a sua entrada em tal situação.

5 ANÁLISE DE DETERMINANTES NO SUCESSO DA REORGANIZAÇÃO FINANCEIRA DE EMPRESAS EM RECUPERAÇÃO JUDICIAL

Resumo

O campo de estudo da falência e insolvência, é um campo que ainda está em desenvolvimento, principalmente em relação a modelagens inteligentes aplicadas. Muitos são os estudos que propõem novos modelos de previsão de falência que têm como objetivo principal trazer maior precisão para a tomada de decisão de financiamentos para bancos, e investimento para acionistas. O presente artigo tem como objetivo a criação de um modelo de regressão logística de previsão de recuperação da empresa, assim como analisar a relevância de variáveis, financeiras e não financeiras, na reorganização de uma empresa que está em recuperação judicial. O modelo criado obteve resultado bom em relação a capacidade de classificação das empresas, com 95,74% de AUC.

Dentre as variáveis mais relevantes para os modelos destacam-se as não financeiras: concentração de credores; participação de credores com garantia real; deságio trabalhista proposto no plano. As variáveis financeiras destacadas são: variáveis de prazos e ciclos e variáveis de liquidez.

Palavras-Chave: Recuperação Judicial; Falência; Modelo de Previsão de Recuperação; Regressão Logística

Abstract

The studies of bankruptcy and insolvency are still evolving, most recently it has evolved in applying intelligent modeling techniques to the prediction of bankruptcy. Many of such studies propose new models of bankruptcy prediction that have as objective to increase the accuracy of the models to better inform the decision-making process of financing agents as well as shareholders's decisions of investing. This paper has the purpose of creating a logistic regression model for prediction of the firm's emergence from a bankruptcy process, in addition to provide analysis on the relevant variables in the reorganization and emergence process. The designed models achieved good accuracy and AUC results, the best obtained model was the one that included financial and non-financial features, and had applied Stepwise for feature selection, this model achieved 97,66% accuracy in the analysed sample. From the most relevant variables resulting from these models, the emphasized non-financial features were concentration of creditors; participation of secured creditors; discount

offered for employees' class. From the financial variables the ones highlighted were cycles and average period of receivables, suppliers, and storage, along with liquidity ratios.

5.1 INTRODUÇÃO

Uma vasta gama de estudos foi realizada a respeito da falência e insolvência, abordando temáticas preditivas dos eventos, como Hillegeist et al. (2004), Wilson e Sharda (1994), Fletcher e Goss (1993), e outros relacionados ao evento em si, suas causas, custos e duração. Alguns exemplos incluem os estudos de Franks e Torous (1994), Kalay, Singhal e Tashjian (2007), Foreman (2003) e Li (1999).

Dentro dos estudos realizados, são evidenciados fatores de importância para a falência e recuperação judicial, abrangendo aspectos financeiros em sua maioria, bem como Berg (2007) e Blazy e Chopard (2012), estruturais, como Oliveira et al. (2017), Kou *et al.* (2021) e Bandopadhyaya e Jaggia (2001), aspectos textuais, exemplificados por Nguyen e Huynh (2020) e Shirata *et al.* (2011), e até mesmo comportamentais, como demonstrado por Kim e McLeod (1999).

Após a crise de 2008, o maior objetivo dos modelos de previsão propostos é a identificação da falência, recuperação judicial ou insolvência da empresa anteriormente à sua ocorrência. Zhou (2013) e Tsai e Cheng (2012) trazem como maior importância do campo de pesquisa a previsão de insolvência para instituições financeiras e agentes de financiamento. Enquanto Mossman et al. (1998) propõe como interessados os funcionários, os quais possuem competências específicas das suas firmas que podem não ser transferíveis para outras empresas, e clientes, fornecedores e investidores, que podem ter visões conflitantes da empresa em tempos de dificuldades financeiras.

Segundo Tsai (2009) a falência ocorre quando uma empresa não consegue operar, pagar suas dívidas e gerar lucros. Hua, Sun e Xu (2011) classificam os três possíveis estados de saúde de uma empresa como: saudável, quando o fluxo de caixa gerado pelas atividades operacionais é alta o suficiente para pagar suas dívidas; em dificuldades financeiras, quando o caixa gerado pelas operações não é suficiente para pagar suas dívidas; e por último em falência que, segundo os autores, ocorre quando os ativos líquidos é menor que zero.

Existem aqueles que defendem que a falência de uma empresa é normal e cíclica e que a empresa que alcança um processo de insolvência ou falência não se adequa ao mercado (KOROL; KORODI, 2011). Outros argumentam que existem fatores externos à empresa que afetam seu resultado e podem ser determinantes em sua insolvência. Ivashina, Iverson e Smith (2016) levantam a questão de que empresas que entram em falência durante uma crise podem ser diferentes intrinsecamente de empresas que ficam insolventes durante períodos de normalidade, resultando em diferentes resultados de uma reestruturação.

A falência de uma empresa pode trazer perdas para a gerência, acionistas, colaboradores, clientes entre outros agentes de mercado, assim como custos econômicos e sociais para a economia (MOSSMAN et al., 1998; JONES; JOHNSTONE; WILSON, 2017). Mossman et al. (1998) defende que a probabilidade de dificuldades financeiras é de grande importância a respeito da vida ou morte de uma empresa.

O propósito de uma Recuperação Judicial é o mesmo do processo de Capítulo 11, proteger a empresa de execuções e perda de bens de suma importância para a continuação das atividades operacionais, assim como fornecer um período e ambiente para renegociação de dívidas e passivos (BLAZY; CHOPARD, 2012), enquanto a falência é o fechamento e venda dos ativos da empresa com fim de pagar suas dívidas.

Muitos estudos focaram em identificar empresas que poderiam passar por dificuldades financeiras, sendo o objetivo encontrar o momento de entrada em um processo de Falência ou Recuperação Judicial, não se diferenciando empresas que conseguiram se reorganizar e superar ou não esse estado. O presente artigo procura trazer uma outra perspectiva de previsão de falência, olhando além da falência como o evento de fim ou de liquidação de uma empresa, e aprofundando-se mais na recuperação e saída de uma empresa de um processo de Recuperação Judicial.

A importância do estudo para a área se dá pelo aumento do número e a magnitude de empresas que entram em Recuperação Judicial (SUN, 2007). A identificação correta de um potencial fracasso de uma empresa permanece uma meta de muitas partes envolvidas (CHEN et al., 2011), sabendo-se que a saída do processo de Recuperação Judicial não é rápida nem comum, sua previsão e o entendimento de fatores relevantes para tal resultado são de enorme interesse tanto de acionistas, quanto de credores, colaboradores e outros stakeholders envolvidos.

Ademais, Altman e Branch (2015) expressam que técnicas conceituadas de previsão de falência podem ter bom poder preditivo da emergência ou saída de empresas que se encontram em recuperação, além do que tal conhecimento pode ser então utilizado para análise de viabilidade de um plano de recuperação apresentado.

O propósito fundamental deste estudo reside na elaboração de um modelo de regressão logística destinado à classificação da probabilidade de recuperação de empresas, bem como na análise da importância das variáveis utilizadas no modelo, de natureza financeira e não financeira no contexto da recuperação judicial.

Os resultados obtidos mostram que o modelo proposto tem boa performance em relação aos dados analisados, alcançando AUC de 95,74%. Também foi possível observar melhora expressiva do modelo ao incluir as variáveis não financeiras, como número de credores com concentração de 50% da dívida da empresa, porcentagem de credores com garantia real e deságio proposto para classes trabalhistas nos planos de recuperação.

O artigo está estruturado em 5 seções, sendo a primeira a Introdução, seguida pela Revisão da Literatura, que apresenta alguns dos diferentes conceitos e modelos que deram embasamento teórico ao desenvolvimento do estudo; logo após é apresentada a seção de Metodologia, a qual discorre a respeito dos instrumentos, amostra e métodos utilizados, em seguida são apresentados os resultados obtidos e suas discussões.

5.2 REVISÃO DA LITERATURA

5.2.1 A Falência e Insolvência

Chi e Tang (2006) argumentam que firmas iniciam um processo de falência devido a uma queda de receita operacional, que por sua vez leva a uma redução dos lucros da empresa. Tal efeito resulta em uma contração das operações e performance, que pode gerar necessidade de financiamento ou liquidação de ativos para pagamento, caso isso continue, a empresa pode ficar inadimplente, o que irá causar mais deterioração das operações e dificuldades financeiras, transformando-a em insolvente e em seguida falida.

Segundo Uhrig-Homburg (2005) são dois os motivos que podem levar a inadimplência de uma empresa, ou a falta de fluxo de caixa para pagamento de

credores, ou as obrigações contraídas são maiores que os ativos disponíveis. Mousavi, Ouenniche e Xu (2015) destacam que a falência empresarial pode resultar de uma combinação de fatores internos e externos, incluindo erros gerenciais, predisposição dos gestores ao risco, falta de motivação e comprometimento na liderança, falta de adaptação da estrutura da empresa a novas realidades, políticas corporativas ineficazes, influência do clima econômico, mudanças na legislação, e declínio na indústria, entre outros fatores. Korol (2013) apresenta ainda que a globalização, e o surgimento de relacionamentos complexos no ambiente empresarial gerou incerteza sobre fatores que podem afetar a posição financeira das empresas em um cenário de economia de mercado.

Quando a empresa está insolvente ela pode buscar auxílio de tribunais de falência e recuperação judicial para renegociar com seus credores. O primeiro passo é solicitar um período de proteção, no qual os credores não poderão executar os bens da empresa, principalmente na existência de credores com garantia real, essa proteção garante que a empresa não perca ativos colateralizados que são essenciais para as operações da empresa no futuro (BLAZY; CHOPARD, 2012). Durante esse período de proteção as empresas também param de fazer pagamentos de juros ou de empréstimos, assim como acionistas param de receber dividendos, o que pode resultar em economias significativas de caixa para a empresa (KIM; GU, 2006). A empresa também pode, por meio do processo, vender ativos em um leilão supervisionado pelo tribunal de falência, reduzindo a chance de que essa venda seja disputada ou revertida no futuro. Todos esses artifícios legais permitem que a firma tenha acesso a liquidez, o que pode se mostrar vital para a sua continuidade (DEMIROGLU; JAMES, 1999).

Segundo Blazy e Chopard (2012) o próximo passo do processo de Recuperação Judicial é o plano de recuperação, dependendo do país é um agente externo ou credores que formulam esse plano, como no caso da Alemanha e Grã-Bretanha, no Brasil o plano é proposto pela própria empresa. Após a apresentação do plano, ele deve ser votado por credores separados por classe. Caso não seja aprovado, a empresa pode tentar propor alterações para o plano e solicitar uma nova assembleia de votação, pode liquidar ativos ou em alguns casos ou países, o juiz pode forçar a empresa a reorganizar dentro de um plano.

Annabi, Breton e François (2012) argumentam que são basicamente dois os resultados de um processo de falência e recuperação judicial: a reorganização, na

qual a empresa se reorganiza e recupera saindo como uma nova empresa que é compartilhada entre os credores e acionistas de acordo com o plano aprovado; ou a liquidação na qual a empresa é encerrada e seus bens e ativos liquidados para pagar os credores. A liquidação pode ocorrer quando o plano é rejeitado ou quando os custos de falência superam o valor dos ativos da empresa.

Justamente buscando evitar os custos de falências citados anteriormente e evitar as dificuldades durante um processo de falência, que gerentes têm incentivos em diversificar para reduzir a probabilidade de suas empresas irem à falência, optando por decisões de diversificações que podem ser inclusive destruidoras de valor (SINGHAL; ZHU, 2013).

5.2.2 Modelos de Previsão de Falência e Insolvência

Essa seção apresenta brevemente os trabalhos e progressão de alguns dos modelos de previsão de falência existentes. Desde o trabalho de Beaver (1966) que deu início ao campo como é conhecido hoje, surgiram diversos outros modelos variando-se entre os que utilizam indicadores financeiros: como o modelo de análise de discriminantes multivariada de Altman (1968); o de regressão logística de Ohlson (1980); o de redes neurais de Bell, Ribar e Verchio (1990) e de Mckee (2003); de análise de sobrevivência de Lane, Looney e Wansley (1986) ; de árvores de decisões de Sung, Chang e Lee (1999); de fuzzy KNN de Chen et al. (2011); de máquinas de vetores de suporte de Min e Lee (2005), assim como outros modelos baseados em variáveis de mercado como os de Black e Scholes (1973), Merton (1974), Bharath e Shumway (2004), Hillegeist et al.(2004) e de Agarwal E Taffler (2008).

Segundo Jones, Johnstone e Wilson (2017) para um modelo ser atraente e ter um bom valor prático, ele deve ser direto e fácil de implementar, especialmente em termos de preparação de dados, disponibilidade de software estatístico para análise, e de arquitetura da especificação. Assim como o modelo também deve ser interpretável em termos de papel e comportamentos das variáveis e performance do modelo.

Os modelos mais recentes de redes neurais têm como vantagem o fato de poderem ser atualizados, sem ter que treiná-los novamente desde o início (BROCKETT et al., 1997), podem também ser utilizados para prever eventos futuros, assim como classificação, e descoberta de padrões de comportamento (DAVALOS;

GRITTA; CHOW, 1999). Sua escolha, porém, apesar de melhorar a performance da previsão, acarreta para esse tipo de modelo e técnicas inteligentes a dificuldade de compreensão e interpretação das variáveis e suas influências na previsão (JONES; JOHNSTONE; WILSON, 2017; TOBBACK et al., 2017). Enquanto isso, os modelos baseados em variáveis de mercado têm como principal vantagem o fato de que eles fornecem orientação sobre os determinantes teóricos do risco de falência, e fornecem estrutura necessária para extrair informações relacionadas à falência dos preços de mercado (HILLEGEIST et al., 2004). Esses modelos são imunes à influência de práticas contábeis, e em mercados eficientes os preços das ações vão refletir toda informação contida e não contida nos relatórios contábeis, os resultados de tais modelos são independentes de amostra e tempo (AGARWAL; TAFFLER, 2008).

Apesar de não alcançar os melhores resultados de classificação comparados com modelos de conjunto, os modelos lineares ainda têm vantagens práticas como a melhor interpretação dos resultados obtidos (VOLKOV; BENOIT; VAN DEN POEL, 2017). Na literatura empírica os modelos estatísticos para previsão de falência tradicionalmente preferidos são a análise de discriminantes multivariada, também conhecido por MDA, e a regressão logística (GUPTA; GREGORIOU; HEALY, 2015). De acordo com Sung, Chang e Lee (1999) a análise discriminante múltipla é capaz de incorporar diversos indicadores financeiros simultaneamente, e provisionar coeficientes para combinar diferentes variáveis, ademais é de simples aplicação uma vez que o modelo foi desenvolvido. A regressão logística também possui um formato simples que pode ser entendido e transportado facilmente. (OLSON; DELEN; MENG, 2012).

Contudo, deve-se ter em mente que tanto a regressão logística quanto a análise discriminante múltipla têm requerimentos das variáveis utilizadas: os indicadores devem ter distribuições normais e devem ser independentes (OLSON; DELEN; MENG, 2012; SUNG; CHANG; LEE, 1999). Tais indicadores devem ter alta capacidade discriminante em separar empresas solventes e insolventes, além do que observações para cada empresa devem estar completas, classificações devem ser bem definidas, impedindo uma empresa a participar de dois grupos simultaneamente (KOROL, 2013).

De acordo com Li *et al.* (2011) vários estudos têm investigado a performance de modelos inteligentes de previsão de falência, porém os dois modelos estatísticos regressão e MDA ainda são os mais populares, pela sua facilidade de modelagem,

interpretação e explicação. Dentro deles o modelo de regressão logística é utilizado mais frequentemente. Além do exposto acima, tanto nos estudos de Olmeda e Fernández (1997), quanto nos de Wu, Gaunt e Gray (2010), Kim e Gu (2006) e Kim (2011) os modelos de regressão logística tiveram resultados melhores para as amostras utilizadas do que os modelos de análise discriminante múltipla.

5.2.3 O Processo De Recuperação Judicial

A recuperação judicial da empresa implica geralmente que nem todos os credores serão pagos em totalidade, nesse contexto entram os tribunais de falência para auxiliar a negociação entre credores colateralizados e os não colateralizados (BLAZY; CHOPARD, 2012). Jupetipe *et al.* (2017) abordam a recuperação judicial como a existência de um meio jurídico que possibilite a negociação da empresa com seus credores, baseada na ideia de preservação da unidade produtora, preservando os resultados sociais de uma empresa em continuidade, tanto quanto que visa o amparo dos direitos de seus credores.

Apesar de todos os custos e dificuldades envolvidos em um processo de recuperação judicial, ele pode resultar em melhorias e benefícios para a empresa que compensam os custos envolvidos. Funchal (2006) encontrou em seu trabalho que conforme os custos de liquidação aumentam relativos aos custos de reorganização, tanto a porção de capital que os gestores investem na empresa, como o incentivo para optar por procedimentos de reorganização aumentam. Tais custos citados acima, podem ser diretos, como os custos relacionados ao processo jurídico como custas processuais, taxas legais e honorários, ou indiretos, como os custos gerados pela queda de receita e de preços de venda e custos de financiamento que são distorcidos para empresas em recuperação judicial ou falência (KALAY; SINGHAL; TASHJIAN, 2007).

Durante o processo de recuperação judicial a empresa pode solicitar ao juiz um período de proteção, no qual a empresa fica isenta de pagar juros e dividendos, que geram economia de caixa. Além disso, durante esse processo a empresa pode ter acesso a financiamento DIP no qual o novo investidor tem preferência em relação aos credores já existentes, o que o beneficia diminuindo o seu risco em relação a uma possível liquidação. Outra razão da vantagem de um processo de recuperação judicial é a possibilidade de vender ativos sem o risco da venda ser questionada e

revertida, o que poderia acontecer fora do processo, possibilitando, portanto, o levantamento de caixa (DEMIROGLU; JAMES, 2005).

5.2.3.1 A Influência Do Modelo De Processo Na Recuperação

Emelyanov e Minakova (2017) classificam em dois grupos os sistemas modernos de falência, ou pró-credor ou pró-devedor, identificando como uma tendência moderna dos sistemas a preferência por manter as empresas em funcionamento, justificando-se pela maximização do bem-estar social. No caso de sistemas pró-devedor existem um número não justificável de liquidações de empresas insolventes, enquanto no caso de sistemas pró-credor podem ocorrer ocasiões de manter empresas em funcionamento mesmo quando a sua liquidação seria economicamente preferível.

Quando a insolvência, ou falta de pagamento não pode ser resolvida extrajudicialmente, os procedimentos de falência e recuperação devem oferecer maneiras rápidas, baratas, flexíveis e eficientes de lidar com a insolvência, e é de acordo com esses elementos que se avalia a atratividade de sistemas de falência, ou seja, o quão hábil tal sistema é em proteger e coordenar os direitos dos credores e facilitar investimento externo (BLAZY; NIGAM, 2019).

Ademais, Blazy e Nigam (2019) apresentam que o nível de proteção oferecido pelos sistemas regulatórios de falência de um país é relacionado com a habilidade de atrair investidores, inclusive bancos, assim a preocupação com a estruturação legal de sistemas para reviver empresas insolventes a um baixo custo deveria também ser ponto de interesse aos formuladores de políticas.

5.2.3.1.1 *O Processo De Recuperação Judicial No Brasil*

Segundo Funchal (2006) a legislação Brasileira em relação à falência e recuperação judicial oferece pouca proteção aos credores, oferecendo prioridade para as classes de credores trabalhistas e de impostos em relação à credores com garantia real. De acordo com a nova lei de falência e recuperação judicial do Brasil, a reorganização judicial permite diferentes meios de reestruturação da empresa, seja pela mudança de controle, definição de novos termos para pagamento das obrigações, e o direito dos credores de vetar ou aprovar planos de reorganização (SILVA; SATO, 2018).

Assim dentre os modelos apresentados pró credor, ou pró devedor, entende-se que nossa lei da recuperação judicial brasileira, se posiciona pró devedor, como visto no Artigo 47 da Lei n. 11.101/2005:

A recuperação judicial tem por objetivo viabilizar a superação da situação de crise econômico-financeira do devedor, a fim de permitir a manutenção da fonte produtora, do emprego dos trabalhadores e dos interesses dos credores, promovendo, assim, a preservação da empresa, sua função social e o estímulo à atividade econômica. (BRASIL, 2005)

Em relação aos procedimentos da nossa legislação, Jupetipe *et al.* (2017) os apresentam como um direito a todo devedor que exerça atividade econômica por pelo menos dois anos e que preencha os outros requisitos da lei. Todos os créditos, mesmo aqueles a vencer, estão sujeitos ao processo de recuperação judicial, exceto créditos de execução fiscal, e créditos ilíquidos. Assim como no processo de falência existe a nomeação de um administrador judicial, que tem a função de fiscalizar as ações do devedor e o processo.

Após o deferimento do pedido de recuperação judicial, o devedor tem sessenta dias para propor um plano de recuperação, contendo demonstração de viabilidade da recuperação, apresentando quais ações irão ser tomadas para a sua continuidade e quais as formas de pagamento aos credores a serem praticadas. Os credores por sua vez podem aprovar, reprovar ou modificar o plano proposto por meio de uma assembleia.

Uma vez aprovado o plano, o juiz concederá a recuperação judicial, os gestores da empresa continuam conduzindo a empresa, com a fiscalização da administradora judicial, e se durante dois anos cumprir com todas as suas obrigações pode ser solicitado o encerramento da recuperação judicial.

A recuperação ou sucesso do processo de recuperação pode ser definida de acordo com o artigo 61 da Lei nº 11.101, de 9 de fevereiro de 2005, o qual define o fim do processo por “até que se cumpram todas as obrigações previstas no plano que se vencerem até 2 (dois) anos depois da concessão da recuperação judicial”. Será então essa a definição de sucesso ou recuperação adotada para todo o trabalho.

Em relação aos custos Jupetipe *et al.* (2017) encontraram no seu estudo com amostras de empresas brasileiras que o processo de recuperação judicial quando comparado ao processo de falência foi mais rápido, em média 4,26 anos para a recuperação, e em média 9,2 anos de duração para o processo de falência, e

resultaram em taxas maiores de recuperação de créditos aos credores, 25,36% na recuperação judicial e 12,40% na falência. Ou seja, o processo de recuperação ainda que de baixa efetividade em recuperar as empresas como apresentado por Sarraff (2019), é uma opção melhor do que a falência, retornando para os credores maior valor e em menos tempo, e mantendo em continuidade a unidade produtiva da empresa para a sociedade.

5.2.3.1.2 *Outros Países E Suas Estruturas De Processos De Falência*

Assim como no Brasil, os Estados Unidos têm procedimentos diferentes para liquidação e recuperação judicial, sendo o Capítulo 7 e o Capítulo 11 respectivamente os procedimentos referidos. Para as empresas que iniciam quaisquer desses procedimentos, têm-se os nomes incluídos no acesso público, e assim permanecem por dez anos, o que gera uma redução das suas avaliações de crédito, tornando mais difícil o acesso à financiamento (WHITE, 2016). Dado o aumento do risco e incerteza envolvidos com o futuro dessas empresas, poucos agentes estariam interessados em novas linhas de empréstimos, que normalmente são necessárias para o sucesso da reorganização, assim uma possível fonte de financiamento pode ser o DIP, que é um investimento que tem preferência na classificação em relação a outros créditos já existentes da empresa, assim como a empresa só pode solicitar a saída da recuperação após ter pago integralmente os seus investidores DIP (DAHIYA *et al.*, 2003).

Na maioria dos países existe a regra de prioridade, pela qual se define a ordem e prioridade de pagamentos, sendo primeiramente as despesas do processo, em seguida credores prioritários ou credores com garantias reais, seguido por último por credores sem garantia real (WHITE, 2016). De acordo com Blazy e Chopard (2012) quando credores de garantia real são permitidos votar no plano de recuperação sobre algumas condições eles teriam incentivo para votar contra a reorganização e a favor da liquidação da empresa.

Blazy e Nigam (2019) apontam os diferentes possíveis procedimentos disponíveis para as empresas para resolver dificuldades financeiras na Inglaterra, seja por liquidação, direta ou indiretamente, mecanismos de resgate e procedimentos de insolvência coletiva, e comentam sobre como a diversidade de opções permite que as empresas e credores escolham o procedimento que melhor se alinha com seus interesses.

Funchal (2006) encontrou que dos 44 países analisados em seu estudo, 26 possuem procedimentos pró-reorganização, enquanto 18 possuem procedimentos pró-liquidação, consoante com o exposto por Emelyanov e Minakova (2017) os sistemas regulatórios dos Estados Unidos e França foram classificados como pró-devedor ou pró-reorganização, segundo a nova definição introduzida por Funchal (2006), e Reino Unido como pró-credor ou pró-liquidação.

Outros países possuem também diferenças entre quem define qual o tipo de procedimento a ser adotado em situação de insolvência da empresa, de acordo com White (2016) no Reino Unido, é comum que a empresa tenha um grande credor, e que tal credor vai apontar um administrador que irá então definir se a empresa será liquidada ou reorganizada, enquanto na França um oficial do tribunal que irá ficar responsável pelo procedimento, já na Suécia não existe nenhum procedimento de recuperação judicial, o que resulta em todas as empresas que entram em falência serem vendidas em leilão inteiras ou em pedaços.

5.2.4 Emergência da Recuperação Judicial

Poucos são os estudos que discorrem a respeito do processo de saída ou emergência de uma Recuperação Judicial comparativamente com o número de estudos a respeito da previsão da ocorrência da entrada ou início no mesmo processo.

Franks e Torous (1994) se referem aos motivos das baixas taxas de recuperação, justificando-as pela baixa solvência de empresas que entram em recuperação judicial, os altos custos diretos envolvidos no procedimento. Apesar dos custos envolvidos, sendo tais custos segundo o estudo de Branch (2002) identificados na média de 9,5% a 16,5% do valor presente da empresa, ocorreram ganhos gerados pelo processo de recuperação judicial, que ultrapassaram os custos incorridos. Consoante com o demonstrado por Branch (2002), Kalay, Singhal e Tashjian (2007) apresentam que as empresas que se recuperam, apresentaram em média 8,3% de aumento de vendas/ativos, enquanto o aumento dos custos de produtos vendidos cresceu em 4,2% somente, juntamente com uma redução de seus ativos e de seus funcionários.

Singhal (2013) discorre sobre como empresas que possuem maior foco em uma só atividade têm uma maior probabilidade de entrar em recuperação quando

comparadas a empresas diversificadas. Além disso, como resultado da Recuperação Judicial, empresas mais focadas são mais liquidadas do que empresas diversificadas. Por outro lado, Bandopadhyaya e Jaggia (2001) argumenta que a diversificação excessiva não é prudente pois durante a recuperação judicial empresas vendem partes de seus negócios, muitas vezes os mais rentáveis, o que deixa a empresa como um todo menos produtiva, contribuindo para o aumento da probabilidade de reincidência de recuperação judicial no futuro.

O resultado da recuperação judicial está altamente associado à concentração dos credores, medida pela porcentagem total da dívida concentrada na mão dos dez maiores credores, assim como a estrutura de propriedade da empresa está relacionada com o surgimento da dificuldade financeira (IVASHINA; IVERSON; SMITH, 2016). A estrutura de credores é de grande relevância para o resultado do processo de recuperação judicial, credores com garantia real tendem a preferir a liquidação da empresa, enquanto credores não segurados tendem a preferir a reorganização da empresa. Isso acarreta a possibilidade de que credores com garantia real sejam um obstáculo para a recuperação da empresa principalmente na votação do plano (BLAZY; CHOPARD, 2012).

O tempo de duração do processo de recuperação judicial é outro fator importante, segundo Bandopadhyaya e Jaggia (2001), quanto maior a duração do processo menor a probabilidade de a empresa voltar a necessitar de reorganização.

Ao contrário do que se imagina que pelo aumento do tempo em recuperação judicial, tal processo seria ineficiente pelo aumento dos custos de falência, Bandopadhyaya e Jaggia (2001) encontraram que períodos maiores de processos de RJ permitem que as empresas melhorem sua produtividade, contrabalanceando e superando o aumento dos custos gerado pelo aumento do tempo. Por outro lado, Singhal e Zhu (2013) mencionam que a empresa em recuperação judicial sofre dificuldade em reter clientes e colaboradores, levantar financiamento e realizar investimentos quanto maior o seu tempo em recuperação.

Existem muitas empresas que não conseguem se reorganizar em uma recuperação judicial, sendo transformado o processo em falência e liquidação da massa falida. Franks e Torous (1994) argumentam que as taxas de recuperação de empresas podem ser devido à: menor solvência das empresas quando entram no processo; maiores custos diretos associados ao processo de recuperação judicial;

venda de ativos por valores menores do que o seu preço. Annabi, Breton e François (2012) apontam também que quanto menor o valor dos ativos em relação ao valor de liquidação maior a chance de liquidação e falência.

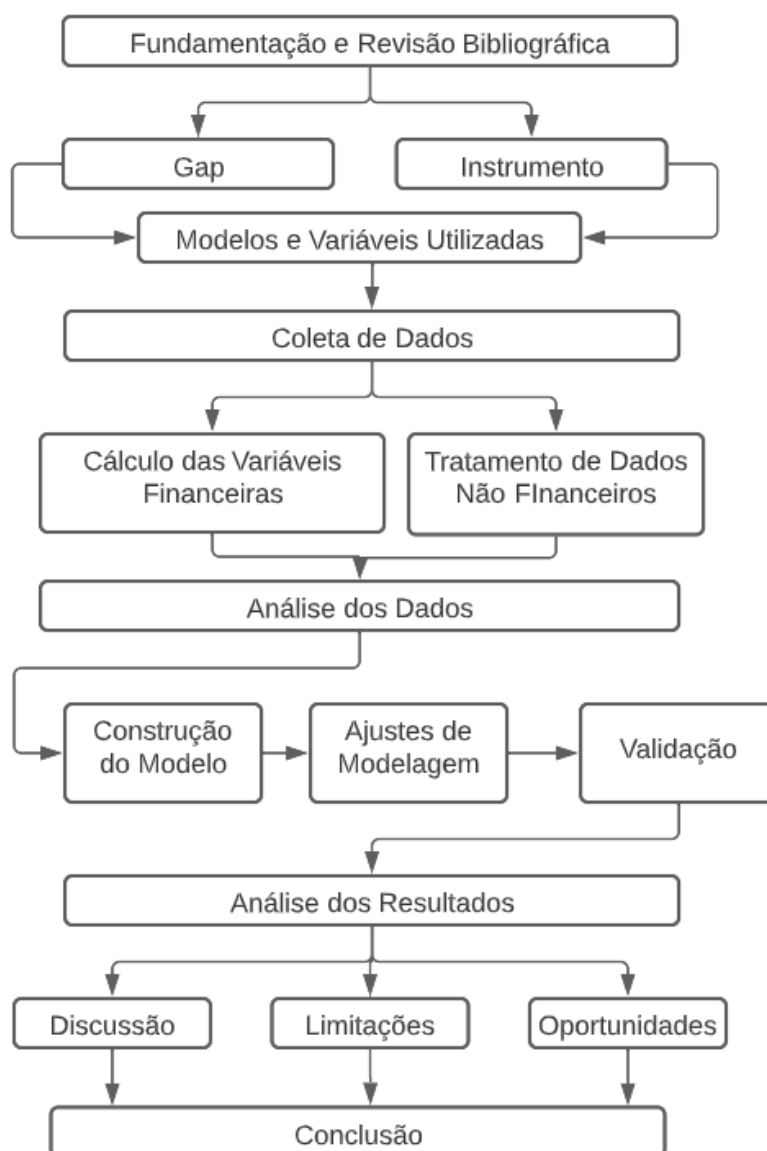
O valor dos ativos relativo ao valor da dívida ou liquidação foi encontrado ser relacionado com a probabilidade entre os procedimentos, seja de recuperação ou de liquidação, quanto menor o valor dos ativos maior a chance que a empresa seja liquidada (ANNABI; BRETON; FRANÇOIS, 2012). A probabilidade de recuperação judicial está também relacionada negativamente com a porcentagem de ativos vendidos durante a recuperação (FRANKS; TOROUS, 1994).

De acordo com todo o exposto a respeito da recuperação, muitos autores acreditam que é um período no qual as empresas podem se reorganizar, tornando-se mais eficientes e produtivas, e que existem fatores tanto de estrutura da empresa pré entrada na recuperação judicial, como concentração de dívida e diversificação de linhas de negócios, e outros fatores relacionados ao processo em si, como a duração, que afetam o resultado desse procedimento.

5.3 METODOLOGIA

Nesse capítulo descreve-se, em detalhes, os passos metodológicos para elaboração dessa dissertação. Apresenta-se a amostra objeto de estudo e os critérios utilizados em sua seleção, o método de pesquisa adotado e os procedimentos de coleta e análise de dados. A Figura 7 representa o framework de pesquisa adotado ao longo desse trabalho.

Figura 7 – Framework de Pesquisa



Fonte: Compilação própria do autor

5.3.1 Método e Objeto de Estudo

Para atender aos objetivos desse trabalho, de construir um modelo de previsão de recuperação de empresas, foi adotada uma abordagem de modelagem quantitativa. Esse tipo de modelagem, podem ser utilizados para prever o estado futuro dos sistemas modelados como uma consequência do fato de que as relações segundo o método são causais e quantitativas (BERTRAND; FRANSOO, 2002). Foi utilizada a regressão logística, sendo o estado final da empresa a variável dependente e as variáveis independentes as apresentadas acima. Foi utilizado o Stata como software para análises e construção do modelo. Para o modelo

construído, empresas que faliram foram codificadas como 0, e empresas que se recuperaram receberam o código 1.

De acordo com Hensher e Jones (2007) o uso de amostras balanceadas e pareadas, entre empresas saudáveis e insolventes ou em falência, não reflete a composição da população real, levando a erros na formulação dos modelos em relação a parâmetros e probabilidades enviesadas, optou-se, portanto, utilizar amostra não balanceada.

Nossa amostra consiste em 24 empresas de capital aberto brasileiras que passaram por processo de recuperação judicial, das quais 11 faliram e 13 se recuperaram. O período analisado foi de 2000-2020, como algumas empresas faliram antes do fim do período ou tiveram suas ações canceladas pela CVM, nem todas as empresas têm todos os períodos de dados, logo nossa amostra de painel é desbalanceada.

5.3.1 Procedimento de Coleta de Dados

Os dados financeiros e contábeis foram extraídos da plataforma Económica. Os dados não financeiros, como o Plano de Recuperação, a data da aprovação do plano, e o Quadro de Credores foram extraídos para a maioria das empresas do site da CVM, para algumas empresas do próprio site institucional ou, em outros casos, nos sites dos administradores judiciais dos processos de recuperação. No total foram encontradas 384 anos-empresas.

Segundo Alfaro *et al.* (2008) as variáveis financeiras devem ser selecionadas de acordo com três critérios: elas devem ser utilizadas em outros estudos de previsão de falência; a informação necessária para calcular esses indicadores deve ser disponível; e pela opinião do pesquisador baseado em suas próprias experiências em estudos anteriores.

Mckee (2003) alerta sobre problemas encontrados na seleção de variáveis, segundo autor a teoria existente sobre o assunto não permite identificar claramente todos os atributos relevantes, de forma que alguns podem ficar omitidos. Visto toda a revisão de literatura realizada, o modelo mais aplicado e estudado assim como que demonstra bons resultados em relação à previsão de falência é o de Altman, além disso para os outros estudos analisados identificaram-se tipos de variáveis similares as utilizadas pelo Altman, sendo elas principalmente variáveis de liquidez, endividamento e rentabilidade. Assim, as variáveis financeiras selecionadas para o

modelo proposto são as mesmas de Altman (2000). Os indicadores financeiros utilizados foram calculados com base nos dados extraídos da Economia de Balanços e Demonstração do Resultado das empresas.

Tabela 14 - Descrição das Variáveis Financeiras

Variável	Índice	Abreviação
X ₁	Capital de Giro / Ativos Totais	AO/PAT
X ₂	Lucro Retido / Ativos Totais	LR/AT
X ₃	EBIT / Ativos Totais	EBIT/AT
X ₄	Patrimônio Líquido/ Passivo Total	PL/PT
X ₅	Vendas / Ativos Totais	VENDA/AT

Fonte: Compilação do autor

Consoante com o exposto acima, a respeito da correlação entre as variáveis, Altman *et al.* (2016) discorre sobre o benefício de adicionar variáveis não financeiras ao modelo, uma vez que essas não são correlacionadas com as variáveis financeiras, tendo alto potencial de trazer informação incremental quando combinadas. A Tabela 15 apresenta as variáveis não financeiras selecionadas.

Neskorodieva *et al.* (2019) alerta sobre o problema de que algumas razões de falência ocorrem em um ou mais períodos anteriormente à falência. Pensando na questão temporal de eventos, foi criada uma variável dummy que representa o período em que a empresa está em Recuperação Judicial, sendo que a partir do ano de entrada essa variável vai aumentando de acordo com quantos anos a empresa está no processo.

Tabela 15 - Variáveis não financeiras

Nº	Variável	Descrição da Variável	Abreviação
1	Aprovação do Plano	Tempo em dias após entre a entrada na Recuperação Judicial e a aprovação do Plano de Recuperação	Plano
2	Garantia Real	Participação da dívida total de credores com garantia real	Garantia
3	Concentração	Número de credores que detêm 50% do total da dívida	Concentra
4	Concentração (%)	Número de credores que detêm 50% da dívida / Número total de Credores	Concentração
6	Deságio Trabalhista	Deságio proposto no plano para classe trabalhista	Trabalhista

Fonte: Compilação do autor

Além disso criou-se também uma variável dummy que representa o valor de Patrimônio Líquido dividido sobre o Passivo Total no momento de entrada no processo de recuperação, o objetivo ao adicionar essa variável é capturar no modelo a situação da empresa na data de entrada em recuperação, pois esse é um fator relevante para o resultado do processo (FRANKS; TOROUS, 1994).

5.3.1 Procedimentos de Análise de Dados

De acordo com todo o exposto o modelo proposto segue abaixo:

Equação 3 - Modelo Proposto de Previsão de Emergência da Recuperação Judicial

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 * X_{1it} + \beta_2 * X_{2it} + \dots + \beta_k * X_{kit} + \beta_{k+1} * X_{(k+1)i} + \dots + \beta_{k+n} * X_{(k+n)i} + \varepsilon_{it}$$

Onde y_i é a variável dependente que representa a probabilidade que a empresa vai alcançar o estado j , sendo o estado 0= falência, e o estado 1= recuperação. β_0 é a constante do modelo, $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$, são os coeficientes de regressão das variáveis independentes; $X_{1it}, X_{2it}, \dots, X_{kit}$ são os valores das variáveis financeiras independentes para cada empresa i durante cada período t , sendo k o número de variáveis financeiras; $X_{(k+1)i}, \dots, X_{(k+n)i}$ são os valores das variáveis não financeiras independentes para cada empresa i , sendo n o número de variáveis não financeiras; e ε_{it} é o termo de erro do modelo. y_i é, portanto, uma função do termo constante, das variáveis independentes e do termo de erro do modelo.

Inicialmente aplicou-se o teste Shapiro Wilk de Normalidade, a fim de verificar a distribuição das variáveis. Segundo Altman *et al.* (2016) muitos autores argumentam que a correlação entre variáveis pode ser disruptiva para a precisão do modelo. Assim é necessário também analisar a correlação existente entre as variáveis. Realiza-se o teste de correlação, buscando identificar as variáveis com correlação maiores que 0.7, as quais serão excluídas do modelo.

Em seguida é realizada uma regressão e teste de fator de inflação de variância, ou VIF, no qual estima-se a colinearidade entre as variáveis, que quando muito alta tende a diminuir a significância estatística, pois aumenta a variância dos betas. VIFs maiores que 10 representam multicolinearidade, logo todas as variáveis que apresentarem VIF maior que 10 serão também excluídas do modelo.

Sucederam-se então a criação de diferentes modelos, primeiramente um modelo de regressão logística com todas as variáveis que não foram eliminadas por

correlação ou colinearidade conforme descrito acima. Após realiza-se o teste de White para verificar heterocedasticidade do modelo. Em seguida ajusta-se o modelo segundo o erro padrão robusto de Huber-Whites. Para o tratamento da possibilidade de endogeneidade no modelo, realiza-se uma nova regressão utilizando valores defasados para as variáveis financeiras.

Para realizar a análise de performance dos modelos foi analisado a precisão total, porcentagem de Erros Tipo I (falso positivo), porcentagem de Erros Tipo II (falso negativo), e por último a análise da Curva ROC e de sua AUC, o qual é o resultado da integração de todos os pontos durante o trajeto da curva, e computa simultaneamente a sensibilidade e a especificidade, sendo um estimador do comportamento da acurácia global do teste (HANLEY, 1989).

5.4 RESULTADO

O primeiro teste realizado nos dados foi o Shapiro Wilk para testar a distribuição dos dados, os resultados seguem na Tabela 16. Como podemos verificar todas as variáveis possuem distribuição normal.

Tabela 16 – Teste de Shapiro Wilk

Variable	Obs	W	V	z	Prob>z
AOP/AT	378	0.05129	248.29	13.087	0
LR/AT	378	0.06893	243.672	13.043	0
EBIT/AT	378	0.2353	200.131	12.576	0
PL/PT	378	0.40676	155.259	11.973	0
VENDA/AT	378	0.07509	242.06	13.027	0
Concentração	378	0.64712	92.353	10.74	0
Trabalhista	378	0.96114	10.171	5.505	0
Garantia	378	0.78014	57.54	9.617	0
Dummy Entrada	378	0.57494	111.242	11.182	0
Plano	378	0.88777	29.373	8.022	0
Tempo	378	0.84666	40.13	8.762	0
Concentra	378	0.68129	83.409	10.498	0

Fonte: Elaboração própria

Em seguida foi realizado o teste de correlação visando identificar e excluir as variáveis com correlação maior que 0,7, pois assim como apontado por Altman *et al.* (2016) variáveis correlacionadas podem ser disruptivas para o modelo. Nenhuma das variáveis obtiveram correlação maior que 0,7, portanto mantiveram-se todas.

Tabela 17 – Resultados dos testes de Correlação

	AOP/AT	LR/AT	EBIT/AT	PL/PT	VENDA/AT	Concentração	Trabalhista	Garantia	Dummy Entrada	Plano	Tempo	Concentra
AOP/AT	1											
LR/AT	0.1	1										
EBIT/AT	0.06	0.63	1									
PL/PT	-0.07	0.02	0	1								
VENDA/AT	0.14	0.01	0.18	-0.2	1							
Concentração	-0.08	-0.12	-0.08	-0.1	0.02	1						
Trabalhista	0.29	0.1	0.1	-0.06	0.02	0.16	1					
Garantia	0.12	-0.12	-0.07	-0.11	0.26	-0.18	-0.22	1				
Dummy Entrada	0	0.19	0.11	0.18	-0.18	0.24	0.23	-0.16	1			
Plano	0.01	0.35	0.13	-0.04	0.17	-0.12	-0.34	0.17	-0.08	1		
Tempo	0.3	0.11	0.06	-0.06	-0.09	-0.07	-0.09	-0.02	-0.04	0.3	1	
Concentra	0.05	-0.06	-0.04	-0.15	0	0.61	0.6	-0.21	-0.04	-0.09	-0.02	1

Fonte: Elaboração própria

Após foi feito um modelo de regressão simples para verificar o fator de inflação de variância das variáveis restantes, nesse processo foram identificadas e excluídas as variáveis que apresentaram fator de inflação de variância maiores que 10, uma vez que é o limite pelo qual acima desse valor as variáveis apresentam multicolinearidade. Segue abaixo na Tabela 18 os resultados dessa análise de VIF.

Tabela 18 – Fator de Inflação de Variância

Variable	VIF	1/VIF
Concentra	4.36	0.229464
Trabalhista	3.56	0.280615
Concentração	2.68	0.373676
LR/AT	2.2	0.454395
Plano	1.84	0.542897
EBIT/AT	1.82	0.549663
Dummy Entrada	1.71	0.583235
AOP/AT	1.38	0.724286
VENDA/AT	1.37	0.730042
Tempo	1.32	0.757582
Garantia	1.25	0.799601
PL/PT	1.12	0.895539
Mean	VIF	2.05

Fonte: Compilação do autor

Em seguida iniciou-se a construção do modelo de regressão utilizando dados em painel não balanceado com todas as variáveis restantes, realizou-se o teste de White para verificar heterocedasticidade, a qual foi corrigida rodando o modelo novamente com o ajuste necessário, e em seguida criou-se um modelo com as variáveis financeiras defasadas buscando corrigir qualquer endogeneidade presente no modelo.

Além disso como já visto na revisão de literatura o processo de falência apresenta sinais muito antes do que o seu fim, podendo então, dados passados ao início da recuperação de fato serem relevantes no resultado desse processo. Os modelos resultantes e seus resultados seguem abaixo na Tabela 19, para verificar a performance dos modelos foi utilizada a AUC tal como exposto por Hanley (1989) é um estimador do comportamento da acurácia global do modelo.

Tabela 19 - Resultados dos Modelos de Regressão Logística

Variáveis	M1	M2-VCE	M3-VCE-LAG
Plano		0.00577*** (0.00118)	0.00811*** (0.00147)
Garantia		8.222** (3.975)	10.62** (4.972)
Concentra		0.264*** (0.0329)	0.274*** (0.0360)
Concentração		165.6*** (25.76)	174.3*** (30.61)
Trabalhista		-43.91*** (6.129)	-45.64*** (7.151)
Tempo		-0.156 (0.116)	-0.305** (0.134)
Dummy Entrada		-7.849*** (1.185)	-8.184*** (1.425)
LR/AT		0.0525*** (0.0166)	
EBIT/AT		-0.268 (0.883)	
AOP/AT		2.861*** (0.944)	
PL/PT		0.303*** (0.0954)	
Venda/AT		-2.532*** (0.750)	
LR/AT Defasada	-1.475*** (0.475)		-0.943*** (0.346)

EBIT/AT Defasada	1.142*		1.663**
	(0.666)		(0.789)
AOP/AT Defasada	-0.457		3.277
	(0.324)		(2.855)
PL/PT Defasada	-0.0410		0.297***
	(0.0849)		(0.0966)
Venda/AT Defasada	0.0908		-2.933***
	(0.231)		(1.099)
Constante	0.783***	-1.294***	-1.533***
	(0.222)	(0.392)	(0.418)
Observações	351	378	351

Erros Robustos Padrões em parêntesis

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

M1 (modelo somente com as variáveis financeiras), M2 (modelo com variáveis não financeiras, corrigido para heterocedasticidade), M3 (modelo com variáveis não financeiras, corrigido para endogeneidade)

Fonte: Compilação do autor

Em seguida apresentam-se os resultados dos modelos em relação a sua performance e erros tipo I e II por meio da matriz de confusão, assim como o resultado da análise das curvas AUC dos modelos. Para o modelo 1 somente com variáveis financeiras, os resultados foram de 83% de Erro tipo I, 3% erro tipo II e 65,15% AUC. Para o Modelo 2 composto das variáveis financeiras e das não financeiras, os resultados foram de 11% Erro tipo I, 5% Erro tipo II e 94,46% de AUC.

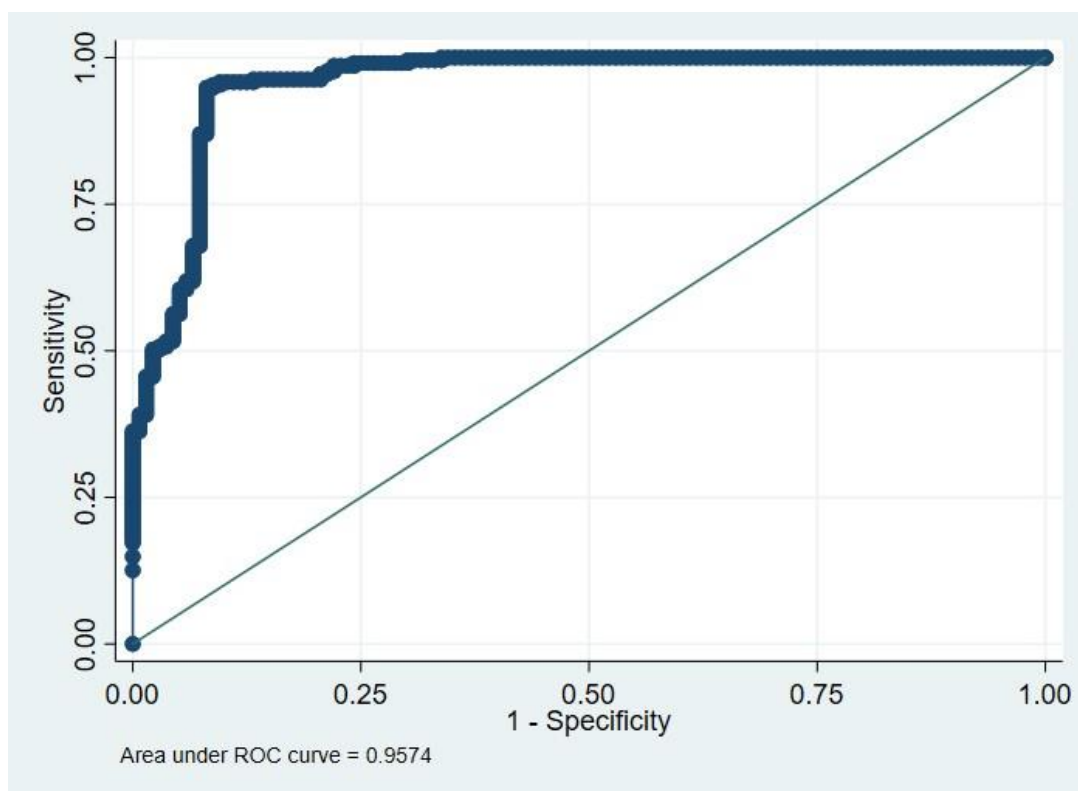
Os resultados do modelo final 3, composto por variáveis financeiras e não financeiras, e corrigido tanto para heterocedasticidade quanto para endogeneidade são apresentados pela tabela 20 e Gráfico 10 abaixo.

Tabela 20 -Matriz de Confusão Modelo 3

Situação Real	Situação Prevista				Total
	0		1		
	n	%	n	%	
0	124	83%	26	17%	150
1	10	4%	218	96%	228
Total	134	87%	244	113%	378

Fonte: Compilação do autor

Gráfico 10 - Curva AUC para Modelo 3



Fonte: Compilação do autor

5.5 DISCUSSÕES

Verificou-se pelos resultados dos modelos criados que primeiramente somente as variáveis financeiras não são boas preditivas do resultado da recuperação judicial, além disso, nesse primeiro modelo observa-se que das cinco variáveis somente duas são significantes estatisticamente para a proposta do modelo, esse modelo obteve AUC de 65,15%. A inclusão de variáveis não financeiras assim como o proposto por Altman *et al.* (2016) trouxe uma grande melhora para o modelo. Tal qual o exposto por Singhal e Zhu (2013), a variável de tempo tem um impacto negativo em relação à recuperação da empresa.

Ao contrário do revelado por Blazy e Chopard (2012) a presença e participação de credores com garantia na estrutura da dívida é uma variável significativa, porém positiva, também divergente do proposto por Ivashina, Iverson e Smith (2016) a concentração de credores se mostrou positiva em relação a emergência da recuperação. Em ambos os casos a amostra brasileira pode estar destoante ao encontrado por esses estudos por motivo de legislação, uma vez que aqui no Brasil não importa a concentração de dívida ou se tem garantia ou não, o direito de voto é

um por credor, nesse sentido quanto menor o número de credores, ou seja maior a concentração, espera-se que seja mais fácil alcançar um acordo e aprovação do plano.

Em conclusão, o modelo obteve uma performance boa de 95,74% de AUC com erro tipo I de 17% e erro tipo II de 4%, comparável à performance do modelo de Altman (1968) com 94% de AUC. Sugere-se para pesquisas futuras realizar testes do modelo com amostras mais amplas, e investigar em detalhes o papel da situação de entrada e proposta de pagamento presente no plano. Além disso outro ponto relevante para futuras pesquisas é em relação as empresas privadas, e como esse modelo proposto performaria em uma amostra composta por tais empresas.

REFERÊNCIAS

AGARWAL, V. & TAFFLER, R. Comparing the performance of market-based and accounting-based bankruptcy prediction models. **Journal of Banking and Finance**, v. 32, n. 8, p. 1541-1551, 2008.

ALAKA, H.A., OYEDELE, L.O., OWOLABI, H.A., OYEDELE, A.A., AKINADE, O.O., BILAL, M. & AJAYI, S.O. Critical factors for insolvency prediction: towards a theoretical model for the construction industry. **International Journal of Construction Management**, v. 17, n. 1, p. 25-49, 2017.

ALFARO, E., GARCÍA, N., GÁMEZ, M. & ELIZONDO, D. Bankruptcy forecasting: An empirical comparison of AdaBoost and neural networks. **Decision Support Systems**, v. 45, n. 1, p. 110-122, 2008.

ALMASKATI, N., BIRD, R., YEUNG, D. & LU, Y. A horse race of models and estimation methods for predicting bankruptcy. **Advances in Accounting**, v. 52, 2021.

ALTMAN, E.I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. **Journal of Finance**, v. 23, n.4, p. 589–609, 1968.

ALTMAN, E.I. & BRANCH, B. The bankruptcy system's chapter 22 recidivism problem: How serious is it?. **Financial Review**, v. 50, n. 1, p. 1-26, 2015.

ALTMAN, E.I., IWANICZ-DROZDOWSKA, M., LAITINEN, E.K. & SUVAS, A. Financial and nonfinancial variables as long-horizon predictors of bankruptcy. **Journal of Credit Risk**, v. 12, n. 4, p. 49-78, 2016.

ALTMAN, E.I., IWANICZ-DROZDOWSKA, M., LAITINEN, E.K. & SUVAS, A. A Race for Long Horizon Bankruptcy Prediction. **Applied Economics**, v. 52, n. 37, p. 4092-4111, 2020.

ANNABI, A., BRETON, M. & FRANÇOIS, P. Resolution of financial distress under Chapter 11. **Journal of Economic Dynamics and Control**, v. 36, n. 12, p. 1867-1887, 2012.

ANTILL, S. & GRENADIER, S.R. Optimal capital structure and bankruptcy choice: Dynamic bargaining versus liquidation. **Journal of Financial Economics**, v. 133, n. 1, p. 198-224, 2019.

ANTONOWICZ, P. The analysis of ranges of variability of selected ratios from a group of assets productivity ratios three years before the declaration of bankruptcy by companies in Poland. **Business and Economic Horizons**, v. 10, n. 3, p. 202-213, 2014.

APPIAH, K.O. & AMON, C. Board audit committee and corporate insolvency. **Journal of Applied Accounting Research**, v. 18, n. 3, p. 298-316, 2017.

- APPIAH, K.O. & CHIZEMA, A. The impact of board quality and nomination committee on corporate bankruptcy. **Advances in Accounting**, v. 35, p. 75-81, 2016.
- ARLTOVA, M., SMRČKA, L., LOUDA, L. & MATEOS-PLANAS, X. An attempt to compare the efficiency of insolvency proceedings in various countries in the world. **Journal of International Studies**, v. 9, n. 2, p. 25-47, 2016.
- ARROYAVE, J. A comparative analysis of the effectiveness of corporate bankruptcy prediction models based on financial ratios: Evidence from Colombia. **Journal of International Studies**, v. 11, n. 1, p. 273-287, 2018.
- AZHARI, A. & KADIR, H. The effects of liquidity, profitability and board characteristics on debt restructuring likelihood among Malaysian GLCs. **Journal of Social Sciences Research**, v. 2018, n. Special Issue 6, p. 942-950, 2018.
- BAI, Q. & TIAN, S. Innovate or die: Corporate innovation and bankruptcy forecasts. **Journal of Empirical Finance**, v. 59, p. 88-108, 2020.
- BANDOPADHYAYA, A. & JAGGIA, S. An analysis of second time around bankruptcies using a split-population duration model. **Journal of Empirical Finance**, v. 8, n. 2, p. 201-218, 2001.
- BĂRBUȚĂ-MIȘU, N. & MAZILESCU, V. Assessing the predictive power of the multifactorial models of the bankruptcy risk. **Risk Governance and Control: Financial Markets and Institutions**, v. 1, n. 1, p. 112-123, 2011.
- BAUER, K. & HOSPODKA, J. Accounting as a Source of Financial Information on Insolvency in Liquidation Proceedings. **Central European Management Journal**, v. 28, n. 4, p. 2-29, 2020.
- BEAVER, W.H. Financial ratios as predictors of failure. Empirical Research in Accounting, Selected Studies. **Journal of Accounting Research** v. 4, p. 71–111, 1966.
- BECCHETTI, L. & SIERRA, J. Bankruptcy risk and productive efficiency in manufacturing firms. **Journal of Banking and Finance**, v. 27, n. 11, p. 2099-2120, 2003.
- BECERRA-VICARIO, R., ALAMINOS, D., ARANDA, E. & FERNÁNDEZ-GÁMEZ, M.A. Deep recurrent convolutional neural network for bankruptcy prediction: A case of the restaurant industry. **Sustainability (Switzerland)**, v. 12, n. 12, 2020.
- BEDENDO, M., CATHCART, L. & EL-JAHEL, L. Distressed Debt Restructuring in the Presence of Credit Default Swaps. **Journal of Money Credit and Banking**, v. 48, n. 1, p. 165-201, 2016.
- BERG, D. Bankruptcy prediction by generalized additive models. **Applied Stochastic Models in Business and Industry**, v. 23, n. 2, p. 129-143, 2007.

- BERTO, R. M. V., NAKANO, D. N. A Produção Científica nos Anais do Encontro Nacional de Engenharia de Produção: Um levantamento de Métodos e Tipos de Pesquisa. **Produção**, 2000, v. 9, n. 2, p. 65-76.
- BERTRAND, J. W. M.; FRANSOO, J. C. Modelling and simulation: Operations management research methodologies using quantitative modeling. **International Journal of Operations & Production Management**, v. 22, n. 2, 2002, pp. 241-264.
- BHARATH, S., SHUMWAY, T. Forecasting default with the KMV-Merton model. **Working paper, University of Michigan**. 2004.
- BINH, D.T.T., LOAN, B.T.T. & ANH, V.T.K. The application of the logistic model in analyzing the risk of bankruptcy of small and medium enterprises (SMES): A case study. **Academy of Accounting and Financial Studies Journal**, v. 24, n. 3, 2020.
- BLACK, F., SCHOLES, M. The pricing of options and corporate liabilities. **Journal of Political economy**, v. 7, p. 637-654, 1973.
- BLAZY, R. & CHOPARD, B. (Un)secured debt and the likelihood of court-supervised reorganization. **European Journal of Law and Economics**, v. 34, n. 1, p. 45-61, 2012.
- BLAZY, R. & NIGAM, N. Corporate insolvency procedures in England: the uneasy case for liquidations. **European Journal of Law and Economics**, v. 47, n. 1, p. 89-123, 2019.
- BODLE, K.A., CYBINSKI, P.J. & MONEM, R. Effect of IFRS adoption on financial reporting quality Evidence from bankruptcy prediction. **Accounting Research Journal**, v. 29, n. 3, p. 292-312, 2016.
- BOGAN, V.L. & SANDLER, C.M. Are firms on the right page with chapter 11? An analysis of firm choices that contribute to post-bankruptcy survival. **Applied Economics Letters**, v. 19, n. 7, p. 609-613, 2012.
- BORATYŃSKA, K. & GRZEGORZEWSKA, E. Bankruptcy prediction in the agribusiness sector: Lessons from quantitative and qualitative approaches. **Journal of Business Research**, v. 89, p. 175-181, 2018.
- BRANCH, B. The costs of bankruptcy. A review. **International Review of Financial Analysis**, v. 11, n. 1, p. 39-57, 2002.
- BROCKETT, P.L., COOPER, W.W., GOLDEN, L.L. & XIA, X. A case study in applying neural networks to predicting insolvency for property and casualty insurers. **Journal of the Operational Research Society**, v. 48, n. 12, p. 1153-1162, 1997.
- BROOKS, R.M. & YANG, J.J. Emerging from Bankruptcy with When-Issued Trading. **Financial Review**, v. 47, n. 3, p. 445-467, 2012.
- BROZYNA, J., MENDEL, G. & PISULA, T. Statistical methods of the bankruptcy prediction in the logistics sector in Poland and Slovakia. **Transformations in Business and Economics**, v. 15, n. 1, p. 93-114, 2016.

- ČÁMSKÁ, D. & KLEČKA, J. Specific financial sources of insolvent and healthy enterprises. **Scientific Papers of the University of Pardubice Series D: Faculty of Economics and Administration**, v. 28, n. 2, 2020.
- CAPORALE, G.M., CERRATO, M. & ZHANG, X. Analysing the determinants of insolvency risk for general insurance firms in the UK. **Journal of Banking and Finance**, v. 84, p. 107-122, 2017.
- CARIN, Y. A prediction model for bankruptcy of football clubs: The French case. **International Journal of Sport Finance**, v. 14, n. 4, p. 233-248, 2019.
- CENCIARELLI, V.G., GRECO, G. & ALLEGRINI, M. External audit and bankruptcy prediction. **Journal of Management and Governance**, v. 22, n. 4, p. 863-890, 2018.
- CEPEC, J. & GRAJZL, P. Debt-to-equity conversion in bankruptcy reorganization and post-bankruptcy firm survival. **International Review of Law and Economics**, v. 61, 2020.
- CHAN, C.-., CHOU, D.-., LIN, J.-. & LIU, F.-. The role of corporate governance in forecasting bankruptcy: Pre- and post-SOX enactment. **North American Journal of Economics and Finance**, v. 35, p. 166-188, 2016.
- CHANG, J.-., KUO, C.-. & TSENG, Y.-. The effect on intra-industry rivals when firms emerge from and refile for chapter 11 bankruptcies. **Corporate Ownership and Control**, v. 8, n. 1 D, p. 402-414, 2010.
- CHARALAMBOUS, C., MARTZOUKOS, S.H. & TAOUSHIANIS, Z. Predicting corporate bankruptcy using the framework of Leland-Toft: evidence from U.S.. **Quantitative Finance**, v. 20, n. 2, p. 329-346, 2020.
- CHARITOU A., DIONYSIOU D., LAMBERTIDES N., TRIGEORGIS L. Alternative bankruptcy prediction models using option-pricing theory. **Journal of Banking & Finance**, v. 37, n. 7, p. 2329-2341, 2013.
- CHEN, H.-., YANG, B., WANG, G., LIU, J., XU, X., WANG, S.-. & LIU, D.-. A novel bankruptcy prediction model based on an adaptive fuzzy k-nearest neighbor method. **Knowledge-Based Systems**, v. 24, n. 8, p. 1348-1359, 2011.
- CHENG, C., JONES, S. & MOSER, W.J. Abnormal trading behavior of specific types of shareholders before US firm bankruptcy and its implications for firm bankruptcy prediction. **Journal of Business Finance and Accounting**, v. 45, n. 9-10, p. 1100-1138, 2018.
- CHI, L.-. & TANG, T.-. Bankruptcy Prediction: Application of Logit Analysis in Export Credit Risks. **Australian Journal of Management**, v. 31, n. 1, p. 17-27, 2006.
- CLOSSET, F. & URBAN, D. The balance of power between creditors and the firm: Evidence from German insolvency law. **Journal of Corporate Finance**, v. 58, p. 454-477, 2019.
- COELHO, L.M.S. Bad news does not always travel fast: Evidence from Chapter 11 bankruptcy filings. **Accounting and Finance**, v. 55, n. 2, p. 415-442, 2015.

COGGINS, J., TENG, B. & RAMEEZDEEN, R. Construction insolvency in Australia: Reining in the beast. **Construction Economics and Building**, v. 16, n. 3, p. 38-56, 2016.

CORREA-MEJÍA, D.A. & LOPERA-CASTAÑO, M. Financial ratios as a powerful instrument to predict insolvency; a study using boosting algorithms in Colombian firms. **Estudios Gerenciales**, v. 36, n. 155, p. 229-238, 2020.

CSIKOSOVA, A., CULKOVA, K. & ANTOSOVA, M. Insolvency proceedings of industrial companies in Czech Republic and Slovakia. **Actual Problems of Economics**, v. 177, n. 3, p. 210-218, 2016.

CULTRERA, L. & BRÉDART, X. Bankruptcy prediction: The case of Belgian SMEs. **Review of Accounting and Finance**, v. 15, n. 1, p. 101-119, 2016.

DAHIYA, S., JOHN, K., PURI, M. & RAMÍREZ, G. Debtor-in-possession financing and bankruptcy resolution: Empirical evidence. **Journal of Financial Economics**, v. 69, n. 1, p. 259-280, 2003.

DAHIYA, Sandeep et al. Debtor-in-possession financing and bankruptcy resolution: Empirical evidence. **Journal of Financial Economics**, v. 69, n. 1, p. 259-280, 2003.

DAKOVIC, R., CZADO, C. & BERG, D. Bankruptcy prediction in Norway: A comparison study. **Applied Economics Letters**, v. 17, n. 17, p. 1739-1746, 2010.

DANOVI, A., MAGNO, F. & DOSSENA, G. Pursuing firm economic sustainability through debt restructuring agreements in Italy: An empirical analysis. **Sustainability (Switzerland)**, v. 10, n. 12, 2018.

DAVALOS, S., GRITTA, R.D. & CHOW, G. The application of a neural network approach to predicting bankruptcy risks facing the major US air carriers: 1979-1996. **Journal of Air Transport Management**, v. 5, n. 2, p. 81-86, 1999.

DE ANDRÉS, J., LANDAJO, M. & LORCA, P. Bankruptcy prediction models based on multinorm analysis: An alternative to accounting ratios. **Knowledge-Based Systems**, v. 30, p. 67-77, 2012.

DELINA, R. & PACKOVÁ, M. Prediction Bankruptcy models validation in Slovak business environment. **E a M: Ekonomie a Management**, v. 16, n. 3, p. 101-112, 2013.

DEMIROGLU, C. & JAMES, C. Bank loans and troubled debt restructurings. **Journal of Financial Economics**, v. 118, n. 1, p. 192-210, 2015.

DHILLON, U.S., NOE, T. & RAMÍREZ, G.G. Debtor-in-possession financing and the resolution of uncertainty in Chapter 11 reorganizations. **Journal of Financial Stability**, v. 3, n. 3, p. 238-260, 2007.

DÍAZ-MARTÍNEZ, Z., FERNÁNDEZ-MENÉNDEZ, J., SEGOVIA-VARGAS, M.J. & DEL POZO-GARCÍA, E.M. See5 algorithm versus discriminant analysis. An application to the prediction of insolvency in Spanish non-life insurance companies. **Investment Management and Financial Innovations**, v. 1, n. 4, p. 100-112, 2004.

- DINCA, G., BABA, M.C., DINCA, M.S., DAUTI, B. & DEARI, F. Insolvency risk prediction using the logit and logistic models: Some evidences from Romania. **Economic Computation and Economic Cybernetics Studies and Research**, v. 51, n. 4, p. 139-157, 2017.
- DIVSALAR, M., ROODSAZ, H., VAHDATINIA, F., NOROUZZADEH, G. & BEHROOZ, A.H. A robust data-mining approach to bankruptcy prediction. **Journal of Forecasting**, v. 31, n. 6, p. 504-523, 2012.
- DU JARDIN, P. & SÉVERIN, E. Predicting corporate bankruptcy using a self-organizing map: An empirical study to improve the forecasting horizon of a financial failure model. **Decision Support Systems**, v. 51, n. 3, p. 701-711, 2011.
- DU JARDIN, P. Failure pattern-based ensembles applied to bankruptcy forecasting. **Decision Support Systems**, v. 107, p. 64-77, 2018.
- DU JARDIN, P., VEGANZONES, D. & SÉVERIN, E. Forecasting Corporate Bankruptcy Using Accrual-Based Models. **Computational Economics**, v. 54, n. 1, p. 7-43, 2019.
- EMELYANOV, S. & MINAKOVA, I. Analysis of basic bankruptcy proceedings (case study of Russia and developed countries). **Economic Annals-XXI**, v. 163, n. 1-2, p. 60-63, 2017.
- EVANS, J. The effect of discretionary actions on small firms' ability to survive Chapter 11 bankruptcy. **Journal of Corporate Finance**, v. 9, n. 2, p. 115-128, 2003.
- FABLING, R. & GRIMES, A. Insolvency and economic development: Regional variation and adjustment. **Journal of economics and business**, v. 57, n. 4, p. 339-359, 2005.
- FISHER, T.C.G., GAVIOUS, I. & MARTEL, J. Earnings Management in Chapter 11 Bankruptcy. **Abacus**, v. 55, n. 2, p. 273-305, 2019.
- FLETCHER, D. & GOSS, E. Forecasting with neural networks. An application using bankruptcy data. **Information and Management**, v. 24, n. 3, p. 159-167, 1993.
- FOREMAN, R.D. A logistic analysis of bankruptcy within the US local telecommunications industry. **Journal of economics and business**, v. 55, n. 2, p. 135-166, 2003.
- FOSTER, B.P. & ZURADA, J. Loan defaults and hazard models for bankruptcy prediction. **Managerial Auditing Journal**, v. 28, n. 6, p. 516-541, 2013.
- FRANKS, J.R. & TOROUS, W.N. A comparison of financial restructuring in distressed exchanges and chapter 11 reorganizations. **Journal of Financial Economics**, v. 35, n. 3, p. 349-370, 1994.
- FUNCHAL, Bruno. **Essays on Credit and Bankruptcy Law**. Orientador: Aloisio Pessoa de Araujo. 2006. Tese (Doutorado em Economia) – Escola de Pós-Graduação em Economia da Fundação Getúlio Vargas, São Paulo, 2006.

- GARCÍA, V., MARQUÉS, A.I., SÁNCHEZ, J.S. & OCHOA-DOMÍNGUEZ, H.J. Dissimilarity-Based Linear Models for Corporate Bankruptcy Prediction. **Computational Economics**, v. 53, n. 3, p. 1019-1031, 2019.
- GAVUROVÁ, B., JANKE, F., PACKOVÁ, M. & PRÍDAVOK, M. Analysis of impact of using the trend variables on bankruptcy prediction models performance. **Ekonomicky casopis**, v. 65, n. 4, p. 370-383, 2017.
- GAVUROVA, B., PACKOVA, M., MISANKOVA, M. & SMRCKA, L. Predictive potential and risks of selected bankruptcy prediction models in the Slovak business environment. **Journal of Business Economics and Management**, v. 18, n. 6, p. 1156-1173, 2017.
- GENRIHA, I., PETTERE, G. & VORONOVA, I. Entrepreneurship insolvency risk management: A case of Latvia. **International Journal of Banking Accounting and Finance**, v. 3, n. 1, p. 31-46, 2011.
- GEORGESCU, V. Using genetic algorithms to evolve type-2 fuzzy logic systems for predicting bankruptcy. **Kybernetes**, v. 46, n. 1, p. 142-156, 2017.
- GIACOSA, E., HALILI, E., MAZZOLENI, A., TEODORI, C. & VENEZIANI, M. Re-estimation of company insolvency prediction models: Survey on Italian manufacturing companies. **Corporate Ownership and Control**, v. 14, n. 1Continued1, p. 159-174, 2016.
- GIRIŪNIENE, G., GIRIŪNAS, L., MORKUNAS, M. & BRUCAITE, L. A comparison on leading methodologies for bankruptcy prediction: The case of the construction sector in Lithuania. **Economies**, v. 7, n. 3, 2019.
- GOPALAKRISHNAN, B. & MOHAPATRA, S. Insolvency regimes and firms' default risk under economic uncertainty and shocks. **Economic Modelling**, v. 91, p. 180-197, 2020.
- GRDIĆ, Z.Š., NIŽIĆ, M.K. & MAMULA, M. Insolvency in the Republic of Croatia. **Economic Research-Ekonomska Istrazivanja**, v. 30, n. 1, p. 1693-1704, 2017.
- GRICE, J.S. & DUGAN, M.T. The limitations of bankruptcy prediction models: Some cautions for the researcher. **Review of Quantitative Finance and Accounting**, v. 17, n. 2, p. 151-166, 2001.
- GRUSZCZYŃSKI, M. On unbalanced sampling in bankruptcy prediction. **International Journal of Financial Studies**, v. 7, n. 2, 2019.
- GUPTA, J., GREGORIOU, A. & HEALY, J. Forecasting bankruptcy for SMEs using hazard function: To what extent does size matter?. **Review of Quantitative Finance and Accounting**, v. 45, n. 4, p. 845-869, 2015.
- HALFORD, J.T. & LI, C. Political connections and debt restructurings. **Journal of Corporate Finance**, v. 65, 2020.
- HENSHER, D.A. & JONES, S. Forecasting corporate bankruptcy: Optimizing the performance of the mixed logit model. **Abacus**, v. 43, n. 3, p. 241-264, 2007.

- HILLEGEIST, S.A., KEATING, E.K., CRAM, D.P. & LUNDSTEDT, K.G. Assessing the probability of bankruptcy. **Review of Accounting Studies**, v. 9, n. 1, p. 5-34, 2004.
- HOL, S. The influence of the business cycle on bankruptcy probability. **International Transactions in Operational Research**, v. 14, n. 1, p. 75-90, 2007.
- HOTCHKISS, E.S. & MOORADIAN, R.M. Auctions in bankruptcy. **Journal of Corporate Finance**, v. 9, n. 5, p. 555-574, 2003.
- HUA, Z., SUN, Y. & XU, X. Operational causes of bankruptcy propagation in supply chain. **Decision Support Systems**, v. 51, n. 3, p. 671-681, 2011.
- HUANG, J.-. & HUANG, C.-. Bank relationships and firm private debt restructuring: A duration analysis. **Banks and Bank Systems**, v. 4, n. 2, p. 38-47, 2009.
- HUANG, J.-. & HUANG, C.-. The effects of bank relationships on firm private debt restructuring: Evidence from an emerging market. **Research in International Business and Finance**, v. 25, n. 1, p. 113-125, 2011.
- HUSSAIN, R.Y., WEN, X., HUSSAIN, H., SAAD, M. & ZAFAR, Z. Do leverage decisions mediate the relationship between board structure and insolvency risk? A comparative mediating role of capital structure and debt maturity. **South Asian Journal of Business Studies**, 2020.
- HWANG, R.-., CHENG, K.F. & LEE, J.C. A semiparametric method for predicting bankruptcy. **Journal of Forecasting**, v. 26, n. 5, p. 317-342, 2007.
- IVASHINA, V., IVERSON, B. & SMITH, D.C. The ownership and trading of debt claims in Chapter 11 restructurings. **Journal of Financial Economics**, v. 119, n. 2, p. 316-335, 2016.
- IVERSON, B. Get in line: Chapter 11 restructuring in crowded bankruptcy courts. **Management Science**, v. 64, n. 11, p. 5370-5394, 2018.
- JACE, K., KOUMANAKOS, D. & TSAGKANOS, A. Bankruptcy Prediction in Social Enterprises. **Journal of Social Entrepreneurship**, 2020.
- JACKSON, R.H.G. & WOOD, A. The performance of insolvency prediction and credit risk models in the UK: A comparative study. **British Accounting Review**, v. 45, n. 3, p. 183-202, 2013.
- JAGGIA, S. & THOSAR, S. An evaluation of chapter 11 bankruptcy filings in a competing risks framework. **Journal of Economics and Finance**, v. 43, n. 3, p. 569-581, 2019.
- JAMES, S.D. Strategic bankruptcy: A stakeholder management perspective. **Journal of Business Research**, v. 69, n. 2, p. 492-499, 2016.
- JIA, Z., SHI, Y., YAN, C. & DUYGUN, M. Bankruptcy prediction with financial systemic risk. **European Journal of Finance**, v. 26, n. 7-8, p. 666-690, 2020.

JOHN, K., MATETI, R.S. & VASUDEVAN, G. Resolution of financial distress: A theory of the choice between Chapter 11 and workouts. **Journal of Financial Stability**, v. 9, n. 2, p. 196-209, 2013.

JONES, S. Corporate bankruptcy prediction: a high dimensional analysis. **Review of Accounting Studies**, v. 22, n. 3, p. 1366-1422, 2017.

JONES, S., JOHNSTONE, D. & WILSON, R. Predicting Corporate Bankruptcy: An Evaluation of Alternative Statistical Frameworks. **Journal of Business Finance and Accounting**, v. 44, n. 1-2, p.3-34, 2017.

JUPETIPE, F. K. N., MARTINS, E., MÁRIO, P. do C., & CARVALHO, L. N. G. de (2017). Custos de falência no Brasil comparativamente aos estudos norte-americanos. **Revista Direito GV**, 13(1), 20-48.

KACZMAREK, J. Construction elements of bankruptcy prediction models in multi-dimensional early warning systems. **Polish Journal of Management Studies**, v. 5, p. 136-149, 2012.

KALAY, A., SINGHAL, R. & TASHJIAN, E. Is Chapter 11 costly? **Journal of Financial Economics**, v. 84, n. 3, p. 772-796, 2007.

KANG, T.H., JAMES, S.D. & FABIAN, F. Real options, and strategic bankruptcy. **Journal of Business Research**, v. 117, p. 152-162, 2020.

KAPLAN, S.N. Campeau's acquisition of Federated. Post-bankruptcy results. **Journal of Financial Economics**, v. 35, n. 1, p. 123-136, 1994.

KARAS, M. & REŽŇÁKOVÁ, M. Building a bankruptcy prediction model: Could information about past development increase model accuracy? **Polish Journal of Management Studies**, v. 17, n. 1, p. 116-130, 2018.

KARAS, M. & REZNAKOVA, M. Predicting the bankruptcy of construction companies: A CART-based model. **Engineering Economics**, v. 28, n. 2, p. 145-154, 2017.

KARAS, M. & REŽŇÁKOVÁ, M. The stability of bankruptcy predictors in the construction and manufacturing industries at various times before bankruptcy. **E a M: Ekonomie a Management**, v. 20, n. 2, p. 116-133, 2017.

KARAS, M. & SRBOVÁ, P. Predicting bankruptcy in construction business: Traditional model validation and formulation of a new model. **Journal of International Studies**, v. 12, n. 1, p. 283-296, 2019.

KARMINSKY, A.M. & BUREKHIN, R.N. Comparative analysis of methods for forecasting bankruptcies of Russian construction companies. **Business Informatics**, v. 13, n. 3, p. 52-66, 2019.

KAUR, D. & SRIVASTAVA, S. Corporate Debt Restructuring and firm performance: A study of Indian firms. **Serbian Journal of Management**, v. 12, n. 2, 2017.

KHOJA, L., CHIPULU, M. & JAYASEKERA, R. Analyzing corporate insolvency in the Gulf Cooperation Council using logistic regression and multidimensional scaling. **Review of Quantitative Finance and Accounting**, v. 46, n. 3, p. 483-518, 2016.

KIM, C.N. & MCLEOD JR., R. Expert, Linear Models, and Nonlinear Models of Expert Decision Making in Bankruptcy Prediction: A Lens Model Analysis. **Journal of Management Information Systems**, v. 16, n. 1, p. 189-206, 1999.

KIM, H. & GU, Z. Predicting Restaurant Bankruptcy: A Logit Model in Comparison with a Discriminant Model. **Journal of Hospitality and Tourism Research**, v. 30, n. 4, p. 474-493, 2006.

KIM, J.-. & JOO, S.L. Avoidance powers and incentives to file for bankruptcy. **Asia-Pacific Journal of Financial Studies**, v. 39, n. 4, p. 445-458, 2010.

KIM, J.-. & LEE, C.H. Insolvency in the corporate sector and financial crisis in Korea. **Journal of the Asia Pacific Economy**, v. 7, n. 2, p. 267-281, 2002.

KIM, K.S. Examining corporate bankruptcy: an artificial intelligence approach. **International Journal of Business Performance Management**, v. 7, n. 3, p. 241-254, 2005.

KIM, S.Y. Prediction of hotel bankruptcy using support vector machine, artificial neural network, logistic regression, and multivariate discriminant analysis. **Service Industries Journal**, v. 31, n. 3, p. 441-468, 2011.

KIRKOS, Efstathios. Assessing methodologies for intelligent bankruptcy prediction. **Artificial Intelligence Review**, v. 43, n. 1, p. 83-123, 2015.

KLEPÁČ, V. & HAMPEL, D. Predicting bankruptcy of manufacturing companies in EU. **E a M: Ekonomie a Management**, v. 21, n. 1, p. 159-174, 2018.

KLJUCNIKOV, A., SOBEKOVA-MAJKOVA, M., VINCUROVA, Z., SARVUTYTE-GAILIUNIENE, M. & KIAUSIENE, I. The insolvency of SMEs within the perspective of the Central European Region. **Transformations in Business and Economics**, v. 17, n. 2, p. 210-224, 2018.

KOROL, T. & KORODI, A. An evaluation of effectiveness of fuzzy logic model in predicting the business bankruptcy. **Romanian Journal of Economic Forecasting**, v. 14, n. 3, p. 92-107, 2011.

KOROL, T. & KORODI, A. Predicting bankruptcy with the use of macroeconomic variables. **Economic Computation and Economic Cybernetics Studies and Research**, v. 44, n. 1, p. 201-219, 2010.

KOROL, T. Early warning models against bankruptcy risk for Central European and Latin American enterprises. **Economic Modelling**, v. 31, n. 1, p. 22-30, 2013.

KOROL, T. Multi-criteria early warning system against enterprise bankruptcy risk. **International Research Journal of Finance and Economics**, v. 61, p. 141-154, 2011.

- KOU, G., XU, Y., PENG, Y., SHEN, F., CHEN, Y., CHANG, K. & KOU, S. Bankruptcy prediction for SMEs using transactional data and two-stage multiobjective feature selection. **Decision Support Systems**, v. 140, 2021.
- KOVACOVA, M., KLIESTIK, T., KUBALA, P., VALASKOVA, K., RADIŠIĆ, M.M. & BOROČKI, J. Bankruptcy models: Verifying their validity as a predictor of corporate failure. **Polish Journal of Management Studies**, v. 18, n. 1, p. 167-179, 2018.
- KOVACOVA, M., KLIESTIK, T., VALASKOVA, K., DURANA, P. & JUHASZOVA, Z. Systematic review of variables applied in bankruptcy prediction models of Visegrad group countries. **Oeconomia Copernicana**, v. 10, n. 4, p. 743-772, 2019.
- KRAJEWSKI, J., TOKARSKI, A. & TOKARSKI, M. The analysis of the bankruptcy of enterprises exemplified by the visegrad group. **Journal of Business Economics and Management**, v. 21, n. 2, p. 593-609, 2020.
- KRISTÓF, T. & VIRÁG, M. Data reduction and univariate splitting-Do they together provide better corporate bankruptcy prediction? **Acta Oeconomica**, v. 62, n. 2, p. 205-228, 2012.
- KRUSINSKAS, R., LAKSTUTIENE, A. & STANKEVICIENE, J. The research of reliability of bankruptcy prediction models in Lithuanian companies. **Transformations in Business and Economics**, v. 13, n. 2, p. 102-123, 2014.
- KUBĚNKA, M. & MYŠKOVÁ, R. Obvious and hidden features of corporate default in bankruptcy models. **Journal of Business Economics and Management**, v. 20, n. 2, p. 368-383, 2019.
- KÜCHER, A., MAYR, S., MITTER, C., DULLER, C. & FELDBAUER-DURSTMÜLLER, B. Firm age dynamics and causes of corporate bankruptcy: age dependent explanations for business failure. **Review of Managerial Science**, v. 14, n. 3, p. 633-661, 2020.
- KURUPPU, N., OYELERE, P. & LASWAD, F. The efficacy of liquidation and bankruptcy prediction models for assessing going concern. **Managerial Auditing Journal**, v. 18, p. 577-590, 2003.
- KWAK, B., MO, K. & YOON, N. Manager Retention and Post-Bankruptcy Performance: Evidence from South Korea. **Emerging Markets Finance and Trade**, v. 52, n. 11, p. 2530-2545, 2016.
- KWANSA, F.A. & CHO, M.-. Bankruptcy cost and capital structure: the significance of indirect cost. **International Journal of Hospitality Management**, v. 14, n. 3-4, p. 339-350, 1995.
- LAGUILLO, G., DEL CASTILLO, A., FERNÁNDEZ, M.Á. & BECERRA, R. Focused vs unfocused models for bankruptcy prediction: Empirical evidence for Spain. **Contaduria y Administracion**, v. 64, n. 2, 2019.
- LAITINEN, E.K. & LAITINEN, T. Bankruptcy prediction: Application of the Taylor's expansion in logistic regression. **International Review of Financial Analysis**, v. 9, n. 4, p. 327-349, 2000.

- LAITINEN, E.K. Success factors in small firm reorganisation. **International Journal of Management and Enterprise Development**, v. 6, n. 3, p. 300-321, 2009.
- LAWRENCE, J.R., PONGSATAT, S. & LAWRENCE, H. The use of ohlson's o-score for bankruptcy prediction in Thailand. **Journal of Applied Business Research**, v. 31, n. 6, p. 2069-2078, 2015.
- LEE, K.C., HAN, I. & KWON, Y. Hybrid neural network models for bankruptcy predictions. **Decision Support Systems**, v. 18, n. 1 SPEC. ISS., p. 63-72, 1996.
- LEE, S., CHOI, K. & YOO, D. Predicting the insolvency of smes using technological feasibility assessment information and data mining techniques. **Sustainability (Switzerland)**, v. 12, n. 23, p. 1-17, 2020.
- LEHAVY, R. & UDPA, S. Kmart: Predicting bankruptcy, fresh start reporting, and valuation of distressed securities. **Issues in Accounting Education**, v. 26, n. 2, p. 391-419, 2011.
- LEYMAN, B. The uneasy case for rehabilitating small firms under the 1997-reorganization law in Belgium: Evidence from reorganization plans. **European Journal of Law and Economics**, v. 34, n. 3, p. 533-560, 2012.
- LI, H., LEE, Y.-., ZHOU, Y.-. & SUN, J. The random subspace binary logit (RSBL) model for bankruptcy prediction. **Knowledge-Based Systems**, v. 24, n. 8, p. 1380-1388, 2011.
- LI, K. Bayesian analysis of duration models: An application to Chapter 11 bankruptcy. **Economics Letters**, v. 63, n. 3, p. 305-312, 1999.
- LI, Y. & ZHONG, Z.K. Investing in Chapter 11 stocks: Trading, value, and performance. **Journal of Financial Markets**, v. 16, n. 1, p. 33-60, 2013.
- LI, Y. A nonlinear wealth transfer from shareholders to creditors around Chapter 11 filing. **Journal of Financial Economics**, v. 107, n. 1, p. 183-198, 2013.
- LOHMANN, C. & OHLIGER, T. Bankruptcy prediction and the discriminatory power of annual reports: empirical evidence from financially distressed German companies. **Journal of Business Economics**, v. 90, n. 1, p. 137-172, 2020.
- LOHMANN, C. & OHLIGER, T. Using accounting-based information on young firms to predict bankruptcy. **Journal of Forecasting**, v. 38, n. 8, p. 803-819, 2019.
- LU, C., YANG, A.S. & HUANG, J.-. Bankruptcy predictions for U.S. air carrier operations: a study of financial data. **Journal of Economics and Finance**, v. 39, n. 3, p. 574-589, 2015.
- MA, Y. Insider trading behavior prior to Chapter 11 bankruptcy announcements. **Journal of Business Research**, v. 54, n. 1, p. 63-70, 2001.
- MARASSI, D. & PEDIRODA, V. Risk insolvency predictive model maximum expected utility. **International Journal of Business Performance Management**, v. 10, n. 2-3, p. 174-190, 2008.

- MASTEN, A.B. & MASTEN, I. Predicting bankruptcy with semi-parametric single-index model. **Ekonomika Istrazivanja**, v. 25, n. 1, p. 121-133, 2012.
- MATENDA, F.R., SIBANDA, M., CHIKODZA, E. & GUMBO, V. Bankruptcy prediction for private firms in developing economies: a scoping review and guidance for future research. **Management Review Quarterly**, , 2021.
- MATSATSINIS, N., KOSMIDOU, K., DOUMPOS, M. & ZOPOUNIDIS, C. A fuzzy decision aiding method for the assessment of corporate bankruptcy. **Fuzzy Economic Review**, v. 8, n. 1, p. 13-23, 2003.
- MATVIYCHUK, A. Bankruptcy prediction in transformational economy: Discriminant and fuzzy logic approaches. **Fuzzy Economic Review**, v. 15, n. 1, p. 21-38, 2010.
- MAZURENCU-MARINESCU, M., NIJKAMP, P. & PELE, D.T. An econometric analysis of ICT - Oriented companies' bankruptcy. A case study on Romania. **Economic Computation and Economic Cybernetics Studies and Research**, v. 47, n. 2, 2013.
- MCKEE, T.E. & GREENSTEIN, M. Predicting bankruptcy using recursive partitioning and a realistically proportioned data set. **Journal of Forecasting**, v. 19, n. 3, p. 219-230, 2000.
- MCKEE, T.E. Rough sets bankruptcy prediction models versus auditor signalling rates. **Journal of Forecasting**, v. 22, n. 8, p. 569-586, 2003.
- MEGAN, O. & CIRCA, C. Insolvency prediction tools for middle and large scale Romanian enterprises. **Transformations in Business and Economics**, v. 13, n. 2B, p. 661-675, 2014.
- MEMIC, N. & MEMIC, D. Financial traits of bankruptcy, empirical evidence from Bosnia and Herzegovina. **International Journal of Business Performance Management**, v. 21, n. 1-2, p. 76-94, 2020.
- MERTON, R.C. & THAKOR, R.T. No-fault default, chapter 11 bankruptcy, and financial institutions. **Journal of Banking and Finance**, , 2021.
- MERTON, R.C. On the pricing of corporate debt: the risk structure of interest rates. **Journal of Finance**, v. 29, p. 449-470, 1974.
- MIHALOVIČ, M. Performance comparison of multiple discriminant analysis and logit models in bankruptcy prediction. **Economics and Sociology**, v. 9, n. 4, p. 101-118, 2016.
- MISUND, B. Financial ratios and prediction on corporate bankruptcy in the Atlantic salmon industry. **Aquaculture Economics and Management**, v. 21, n. 2, p. 241-260, 2017.
- MOSSMAN, C.E., BELL, G.G., SWARTZ, L.M. & TURTLE, H. An empirical comparison of bankruptcy models. **Financial Review**, v. 33, n. 2, p. 35-54, 1998.
- MOUSAVI, M.M., OUENNICHE, J. & XU, B. Performance evaluation of bankruptcy

prediction models: An orientation-free super-efficiency DEA-based framework. **International Review of Financial Analysis**, v. 42, p. 64-75, 2015.

MULEVIČIENĖ, S. Evaluation of the effectiveness of insolvency frameworks: Does the small business perspective matter?. **Entrepreneurship and Sustainability Issues**, v. 8, n. 2, p. 383-398, 2020.

MUÑOZ-IZQUIERDO, N., CAMACHO-MIÑANO, M.-., SEGOVIA-VARGAS, M.-. & PASCUAL-EZAMA, D. Is the external audit report useful for bankruptcy prediction? Evidence using artificial intelligence. **International Journal of Financial Studies**, v. 7, n. 2, 2019.

NAM, C.W., KIM, T.S., PARK, N.J. & LEE, H.K. Bankruptcy prediction using a discrete-time duration model incorporating temporal and macroeconomic dependencies. **Journal of Forecasting**, v. 27, n. 6, p. 493-506, 2008.

NARESH KUMAR, M. & SREE HARI RAO, V. A New Methodology for Estimating Internal Credit Risk and Bankruptcy Prediction under Basel II Regime. **Computational Economics**, v. 46, n. 1, p. 83-102, 2015.

NESKORODEVA, I. & PUSTOVGAR, S. An approach to predicting the insolvency of Ukrainian steel enterprises based on financial potential. **Journal of Eastern European and Central Asian Research**, v. 2, n. 2, 2015.

NESKORODIEVA, I., MEGITS, N., RODCHENKO, V., PUSTOVHAR, S. & STAMATIN, O. The methodical approach of bankruptcy probability estimation in an anti-crisis management system of enterprise. **Journal of Eastern European and Central Asian Research**, v. 6, n. 2, p. 259-269, 2019.

NGUYEN, B. & HUYNH, V. Textual analysis and corporate bankruptcy: A financial dictionary-based sentiment approach. **Journal of the Operational Research Society**, 2020.

NI, J., KWAK, W., CHENG, X. & GONG, G. The determinants of bankruptcy for chinese firms. **Review of Pacific Basin Financial Markets and Policies**, v. 17, n. 2, 2014.

NISHIHARA, M. & SHIBATA, T. Asset sale, debt restructuring, and liquidation. **Journal of Economic Dynamics and Control**, v. 67, p. 73-92, 2016.

NYITRAI, T. & VIRÁG, M. The effects of handling outliers on the performance of bankruptcy prediction models. *Socio-economic planning sciences*, v. 67, p. 34-42, 2019.

NYITRAI, T. Dynamization of bankruptcy models via indicator variables. **Benchmarking**, v. 26, n. 1, p. 317-332, 2019.

OBRADOVIĆ, D.B., JAKAIĆ, D., RUPIC, I.B. & ANDRIĆ, M. Insolvency prediction model of the company: The case of the republic of serbia. **Economic Research-Ekonomska Istrazivanja**, v. 31, n. 1, p. 138-157, 2018.

OHLSON, J. A. Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. **Journal of Accounting Research Spring**, v.19 , p. 109–131, 1980.

OLMEDA, I. & FERNÁNDEZ, E. Hybrid Classifiers for Financial Multicriteria Decision Making: The Case of Bankruptcy Prediction. **Computational Economics**, v. 10, n. 4, p. 317-335, 1997.

OLSON, D.L., DELEN, D. & MENG, Y. Comparative analysis of data mining methods for bankruptcy prediction. **Decision Support Systems**, v. 52, n. 2, p. 464-473, 2012.

ONOFREI, M. & LUPU, D. The modeling of forecasting the bankruptcy risk in Romania. **Economic Computation and Economic Cybernetics Studies and Research**, v. 48, n. 3, 2014.

OUENNICHE, J., BOUSLAH, K., CABELLO, J.M. & RUIZ, F. A new classifier based on the reference point method with application in bankruptcy prediction. **Journal of the Operational Research Society**, v. 69, n. 10, p. 1653-1660, 2018.

OUENNICHE, J., PÉREZ-GLADISH, B. & BOUSLAH, K. An out-of-sample framework for TOPSIS-based classifiers with application in bankruptcy prediction. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 131, p. 111-116, 2018.

OZKAN, A., POLETTI-HUGHES, J. & TRZECIAKIEWICZ, A. Directors' share dealings and corporate insolvencies: evidence from the UK. **European Journal of Finance**, v. 23, n. 5, p. 427-455, 2017.

PACEY, John W.; PHAM, Toan M. The predictiveness of bankruptcy models: Methodological problems and evidence. **Australian Journal of Management**, v. 15, n. 2, p. 315-337, 1990.

PARAMJEET, RAVI, V., NEKURI, N. & RAO, C. Privacy preserving data mining using particle swarm optimisation trained auto-associative neural network: An application to bankruptcy prediction in banks. **International Journal of Data Mining Modelling and Management**, v. 4, n. 1, p. 39-56, 2012.

PARKASH, M., SINGHAL, R. & ZHU, Y. Impact of professional fees on performance of firms undergoing reorganisation in Chapter 11. **International Journal of Business Innovation and Research**, v. 5, n. 6, p. 731-743, 2011.

PARTINGTON, G., RUSSEL, P., STEVENSON, M. & TORBEY, V. Predicting return outcomes to shareholders from companies entering chapter 11 bankruptcy. **Managerial Finance**, v. 27, n. 4, p. 78-96, 2001.

PAWEŁEK, B., BARYŁA, M. & POCIECHA, J. Study of the classification accuracy measures for predicting corporate bankruptcy taking into account changes in the economic environment. **Argumenta Oeconomica**, v. 2020, n. 1, p. 5-18, 2020.

PAWLINA, G. Underinvestment, capital structure and strategic debt restructuring. **Journal of Corporate Finance**, v. 16, n. 5, p. 679-702, 2010.

- PEAT, M. Factors affecting the probability of bankruptcy: A managerial decision based approach. **Abacus**, v. 43, n. 3, p. 303-324, 2007.
- PEREIRA, J.M., BASTO, M. & DAS SILVA, A.F. Comparing logit model with discriminant analysis for predicting bankruptcy in Portuguese hospitality sector. **European Journal of Tourism Research**, v. 16, p. 276-280, 2017.
- PHAM, T. & CHOW, D. Some Estimates of Direct and Indirect Bankruptcy Costs in Australia: September 1978–May 1983. **Australian Journal of Management**, v. 14, n. 1, p. 75-95, 1989.
- PHILOSOPHOV, L.V. & PHILOSOPHOV, V.L. Optimization of a firm's capital structure: A quantitative approach based on a probabilistic prognosis of risk and time of bankruptcy. **International Review of Financial Analysis**, v. 14, n. 2, p. 191-209, 2005.
- PHILOSOPHOV, L.V., BATTEN, J.A. & PHILOSOPHOV, V.L. Predicting the event and time horizon of bankruptcy using financial ratios and the maturity schedule of long-term debt. **Mathematics and Financial Economics**, v. 1, n. 3-4, p. 181-212, 2008.
- PROKOPOWICZ, T. & KRUPA, T. Modeling of Polish Enterprises Insolvency Processes with the Use of Gorbatov Characterization Principle - Research Results. **Foundations of Management**, v. 2, n. 1, p. 71-98, 2010.
- PTAK-CHMIELEWSKA, A. & MATUSZYK, A. The importance of financial and non-financial ratios in SMEs bankruptcy prediction. **Bank i Kredyt**, v. 49, n. 1, p. 45-62, 2018.
- RABO, J.S. Make haste or waste: A case study on predicting bankruptcy of weyst oyl corporation using altman's Z-score model. **DLSU Business and Economics Review**, v. 17, n. 1, p. 85-97, 2008.
- REŽŇÁKOVÁ, M. & KARAS, M. The prediction capabilities of bankruptcy models in a different environment: An example of the altman model under the conditions in the visegrad group countries. **Ekonomicky casopis**, v. 63, n. 6, p. 617-633, 2015.
- RICO, M., PANDIT, N.R. & PUIG, F. SME insolvency, bankruptcy, and survival: an examination of retrenchment strategies. **Small Business Economics**, v. 57, n. 1, p. 111-126, 2021.
- RIZOV, M. Transition and enterprise restructuring: The role of budget constraints and bankruptcy costs. **Economics Letters**, v. 86, n. 1, p. 129-134, 2005.
- ROBERTSON, D.K. & TRESS, R.B. Bankruptcy costs: Evidence from small-firm liquidations. **Australian Journal of Management**, v. 10, n. 1, p. 49-60, 1985.
- RODRÍGUEZ-MASERO, N. & LÓPEZ-MANJÓN, J.D. The usefulness of operating cash flow for predicting business bankruptcy in medium-sized firms. **Revista Brasileira de Gestao de Negocios**, v. 22, n. 4, p. 917-931, 2020.

ROMANOWSKA, M. Impact of global crisis on the insolvency of enterprises in Poland. **Actual Problems of Economics**, v. 2, n. 1-2, p. 274-283, 2013.

ROSSI, M., FESTA, G., KOLTE, A. & SHAMS, S.M.R. The strange case of the jet airways bankruptcy: A financial structure analysis. **Journal of Operational Risk**, v. 15, n. 4, p. 37-52, 2020.

RUGENYTE, D., MENCIUNIENE, V. & DAGILIENE, L. The importance of bankruptcy prediction and methods. **Business: Theory and Practice**, v. 11, n. 2, p. 143-150, 2010.

SALEHI, M. & MOUSAVI SHIRI, M. Different bankruptcy prediction patterns in an emerging economy: Iranian evidence. **International Journal of Law and Management**, v. 58, n. 3, p. 258-280, 2016.

SARIKOV, B. & KUPRIANOV, A. The effect of monetary policy on corporate bankruptcies: evidence from the United States. **Applied Economics**, [s.v], p. 5158-5168, 2020.

SCALZER, R.S., RODRIGUE, A., MACEDO, M.Á.S. & WANKE, P. Insolvency of Brazilian electricity distributors: A DEA bootstrap approach. **Technological and Economic Development of Economy**, v. 24, n. 2, p. 718-738, 2018.

SCELLES, N., SZYMANSKI, S. & DERMIT-RICHARD, N. Insolvency in French Soccer: The Case of Payment Failure. *Journal of Sports Economics*, v. 19, n. 5, p. 603-624, 2018.

SCHÖNFELD, J. Financial situation of pre-packed insolvencies. **Journal of Business Economics and Management**, v. 21, n. 4, p. 1111-1127, 2020.

SCHWARZ, J. & POSPÍŠIL, M. Bankruptcy, Investment, and Financial Constraints: Evidence from the Czech Republic. **Eastern European Economics**, v. 56, n. 2, p. 99-121, 2018.

SEGOVIA-VARGAS, M.J., SALCEDO-SANZ, S. & BOUSOÑO-CALZÓN, C. Prediction of insolvency in non-life insurance companies using support vector machines, genetic algorithms and simulated annealing. **Fuzzy Economic Review**, v. 9, n. 1, p. 79-94, 2004.

SENTENEY, D.L., BAZAZ, M.S. & AHMADPOUR, A. Tests of the incremental explanatory power of auditor qualified opinion and audit firm changes in predicting impending bankruptcy. **International Journal of Accounting Auditing and Performance Evaluation**, v. 3, n. 4, p. 434-451, 2006.

SEPPA, R. Implication of inside-debt: Signalling for bankruptcy probabilities within small firms. **Baltic Journal of Management**, v. 9, n. 2, p. 168-188, 2014.

SHERIF, M. Market timing behaviour, bankruptcy costs and capital structure decisions in MENA: The case of Egypt. **International Journal of Accounting Auditing and Performance Evaluation**, v. 11, n. 3-4, p. 338-352, 2015.

- SHI, Y. & LI, X. An overview of bankruptcy prediction models for corporate firms: A systematic literature review. **Intangible Capital**, v. 15, n. 2, p. 114-127, 2019.
- SHIBATA, T. & TIAN, Y. Reorganization strategies and securities valuation under asymmetric information. **International Review of Economics and Finance**, v. 19, n. 3, p. 412-426, 2010.
- SHIRATA, C.Y., TAKEUCHI, H., OGINO, S. & WATANABE, H. Extracting key phrases as predictors of corporate bankruptcy: Empirical analysis of annual reports by text mining. **Journal of Emerging Technologies in Accounting**, v. 8, n. 1, p. 31-44, 2011.
- SILVA, Vinicius Augusto Brunassi; SAITO, Richard. Corporate restructuring: Empirical evidence on the approval of the reorganization plan. **RAUSP Management Journal**, v. 53, p. 49-62, 2018.
- SINGH, B.P. & MISHRA, A.K. Re-estimation and comparisons of alternative accounting based bankruptcy prediction models for Indian companies. **Financial Innovation**, v. 2, n. 1, 2016.
- SINGHAL, R. & ZHU, Y.E. Bankruptcy risk, costs and corporate diversification. **Journal of Banking and Finance**, v. 37, n. 5, p. 1475-1489, 2013.
- SKOGSVIK, K. & SKOGSVIK, S. On the choice based sample bias in probabilistic bankruptcy Prediction. **Investment Management and Financial Innovations**, v. 10, n. 1, p. 29-37, 2013.
- SLAVICI, T., MARIS, S. & PIRTEA, M. Usage of artificial neural networks for optimal bankruptcy forecasting. Case study: Eastern European small manufacturing enterprises. **Quality and Quantity**, v. 50, n. 1, p. 385-398, 2016.
- SMITH, M. & ALVAREZ, F. Predicting Firm-Level Bankruptcy in the Spanish Economy Using Extreme Gradient Boosting. **Computational Economics**, , 2021.
- SMRČKA, L., SCHÖNFELD, J., ARLTOVÁ, M. & PLAČEK, J. The significance of insolvency statistics and the regression analysis thereof - he example of the Czech Republic. **WSEAS Transactions on Business and Economics**, v. 11, n. 1, p. 227-241, 2014.
- SOBEKOVA MAJKOVA, M. & KLJUČNIKOV, A. Insolvency risk and problems with receivables payments in the environment of the Slovak small and medium-sized enterprises and young entrepreneurs. **Journal of Applied Economic Sciences**, v. 12, n. 7, p. 2028-2037, 2017.
- STASZKIEWICZ, P. & MORAWSKA, S. The efficiency of bankruptcy law: evidence of creditor protection in Poland. **European Journal of Law and Economics**, v. 48, n. 3, p. 365-383, 2019.
- STEINBERGA, D. & MILLERE, I. Solvency evaluation, comparing traditional financial situation assessment methods with information from cash flow statements, using data from insolvent companies in the Republic of Latvia. **European Research Studies Journal**, v. 20, n. 3, p. 246-258, 2017.

SUN, L. A re-evaluation of auditors' opinions versus statistical models in bankruptcy prediction. **Review of Quantitative Finance and Accounting**, v. 28, n. 1, p. 55-78, 2007.

SUNG, T.K., CHANG, N. & LEE, G. Dynamics of Modeling in Data Mining: Interpretive Approach to Bankruptcy Prediction. **Journal of Management Information Systems**, v. 16, n. 1, p. 63-85, 1999.

TAMAYO, C.E. Bankruptcy choice with endogenous financial constraints. **Review of Economic Dynamics**, v. 26, p. 225-242, 2017.

TAO, Q., ZAHID, Z., MUGHAL, A. & SHAHZAD, F. Does operating leverage increase firm's profitability and bankruptcy risk? Evidence from China's entry into WTO. **International Journal of Finance and Economics**, , 2020.

THOMAS NG, S., WONG, J.M.W. & ZHANG, J. Applying Z-score model to distinguish insolvent construction companies in China. **Habitat International**, v. 35, n. 4, p. 599-607, 2011.

TIAN, S. & YU, Y. Financial ratios and bankruptcy predictions: An international evidence. **International Review of Economics and Finance**, v. 51, p. 510-526, 2017.

TIAN, Y., YANG, W., LAI, G. & ZHAO, M. Predicting non-life insurer's insolvency using non-kernel fuzzy quadratic surface support vector machines. **Journal of Industrial and Management Optimization**, v. 15, n. 2, p. 985-999, 2019.

TOBBACK, E., BELLOTTI, T., MOEYERSOMS, J., STANKOVA, M. & MARTENS, D. Bankruptcy prediction for SMEs using relational data. **Decision Support Systems**, v. 102, p. 69-81, 2017.

TSAI, C. Feature selection in bankruptcy prediction. **Knowledge-Based Systems**, v. 22, n. 2, p. 120-127, 2009.

TSAI, C.-. & CHENG, K.-. Simple instance selection for bankruptcy prediction. **Knowledge-Based Systems**, v. 27, p. 333-342, 2012.

TSAI, Chih-Fong; HSU, Yu-Feng. A meta-learning framework for bankruptcy prediction. **Journal of Forecasting**, v. 32, n. 2, p. 167-179, 2013.

TUMPACH, M., SUROVIČOVÁ, A., JUHÁSZOVÁ, Z., MARCI, A. & KUBAŠČÍKOVÁ, Z. Prediction of the bankruptcy of slovak companies using neural networks with SMOTE. **Ekonomický casopis**, v. 68, n. 10, p. 1021-1039, 2020.

TUNG, D.T. & PHUNG, V.T.H. An application of Altman Z-score model to analyze the bankruptcy risk: Cases of multidisciplinary enterprises in Vietnam. **Investment Management and Financial Innovations**, v. 16, n. 4, p. 181-191, 2019.

UHRIG-HOMBURG, M. Cash-flow shortage as an endogenous bankruptcy reason. **Journal of Banking and Finance**, v. 29, n. 6, p. 1509-1534, 2005.

UHRIG-HOMBURG, M. Cash-flow shortage as an endogenous bankruptcy reason.

Journal of Banking and Finance, v. 29, n. 6, p. 1509-1534, 2005.

VALENCIA, C., CABRALES, S., GARCIA, L., RAMIREZ, J. & CALDERONA, D. Generalized additive model with embedded variable selection for bankruptcy prediction: Prediction versus interpretation. *u*, v. 7, n. 1, 2019.

VARETTO, F. Genetic algorithms applications in the analysis of insolvency risk. **Journal of Banking and Finance**, v. 22, n. 10-11, p. 1421-1439, 1998.

VARGAS, M.J.S. & DEL MAR CAMACHO MIÑANO, M. Analysis of corporate viability in the pre-bankruptcy proceedings. **Contaduria y Administracion**, v. 63, n. 1, p. 1-17, 2018.

VEGANZONES, D. & SÉVERIN, E. An investigation of bankruptcy prediction in imbalanced datasets. **Decision Support Systems**, v. 112, p. 111-124, 2018.

VIRÁG, M. & KRISTÓF, T. Neural networks in bankruptcy prediction - A comparative study on the basis of the first Hungarian bankruptcy model. **Acta Oeconomica**, v. 55, n. 4, p. 403-426, 2005.

VIRAG, M. & NYITRAI, T. Application of support vector machines on the basis of the first Hungarian bankruptcy model. **Society and Economy**, v. 35, n. 2, p. 227-248, 2013.

VIRÁG, M. & NYITRAI, T. Is there a trade-off between the predictive power and the interpretability of bankruptcy models? The case of the first Hungarian bankruptcy prediction model. **Acta Oeconomica**, v. 64, n. 4, p. 419-440, 2014.

VOCHOZKA, M., VRBKA, J. & SULER, P. Bankruptcy or success? The effective prediction of a company's financial development using LSTM. **Sustainability (Switzerland)**, v. 12, n. 18, 2020.

VOLKOV, A., BENOIT, D.F. & VAN DEN POEL, D. Incorporating sequential information in bankruptcy prediction with predictors based on Markov for discrimination. **Decision Support Systems**, v. 98, p. 59-68, 2017.

VUKOVIĆ, B., MILUTINOVIĆ, S., MILIĆEVIĆ, N. & JAKŠIĆ, D. Corporate bankruptcy prediction: Evidence from wholesale companies in the Western European countries. **Ekonomicky casopis**, v. 68, n. 5, p. 477-498, 2020.

WHITE, M.J. Small Business Bankruptcy. **Annual Review of Financial Economics**, v. 8, p. 317-336, 2016.

WILSON, N. & WRIGHT, M. Private equity, buy-outs and insolvency risk. **Journal of Business Finance and Accounting**, v. 40, n. 7-8, p. 949-990, 2013.

WILSON, R.L. & SHARDA, R. Bankruptcy prediction using neural networks. **Decision Support Systems**, v. 11, n. 5, p. 545-557, 1994.

WONG, B., PARTINGTON, G., STEVENSON, M. & TORBEY, V. Surviving chapter 11 bankruptcies: Duration and payoff?. **Abacus**, v. 43, n. 3, p. 363-387, 2007.

- WU, Y., GAUNT, C. & GRAY, S. A comparison of alternative bankruptcy prediction models. **Journal of Contemporary Accounting and Economics**, v. 6, n. 1, p. 34-45, 2010.
- YAZDANFAR, D. Predicting bankruptcy among SMEs: Evidence from Swedish firm-level data. **International Journal of Entrepreneurship and Small Business**, v. 14, n. 4, p. 551-565, 2011.
- YU, K. & HE, D. The choice between bankruptcy liquidation and bankruptcy reorganization: a model and evidence. **Journal of Management Analytics**, v. 5, n. 3, p. 170-197, 2018.
- ZAKHAROVA, D.S., OREKHOV, S.A., SOLTAKHANOV, A.U. & KHMELEV, I.B. Models of enterprise bankruptcy diagnostics: Theoretical and practical aspects of application. **International Journal of Economic Research**, v. 14, n. 7, p. 179-193, 2017.
- ZHANG, Z. Determining the optimal capital structure based on revised definitions of tax shield and bankruptcy cost. **Frontiers of Business Research in China**, v. 3, n. 1, p. 120-144, 2009.
- ZHAO, D., HUANG, C., WEI, Y., YU, F., WANG, M. & CHEN, H. An Effective Computational Model for Bankruptcy Prediction Using Kernel Extreme Learning Machine Approach. **Computational Economics**, v. 49, n. 2, p. 325-341, 2017.
- ZHOU, L. & LAI, K.K. AdaBoost Models for Corporate Bankruptcy Prediction with Missing Data. **Computational Economics**, v. 50, n. 1, p. 69-94, 2017.
- ZHOU, L. Performance of corporate bankruptcy prediction models on imbalanced dataset: The effect of sampling methods. **Knowledge-Based Systems**, v. 41, p. 16-25, 2013.
- ŽIKOVIĆ, I.T. Modelling the impact of macroeconomic variables on aggregate corporate insolvency: Case of Croatia. **Economic Research-Ekonomska Istrazivanja**, v. 29, n. 1, p. 515-528, 2016.
- ZVARIKOVA, K., SPUCHLAKOVA, E. & SOPKOVA, G. International comparison of the relevant variables in the chosen bankruptcy models used in the risk management. **Oeconomia Copernicana**, v. 8, n. 1, p. 145-157, 2017.



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS

Centro de Ciências em Gestão e Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Administração

Folha de Aprovação

Defesa de Dissertação de Mestrado da candidata Ana Paula Borges Dias, realizada em 29/11/2023.

Comissão Julgadora:

Prof. Dr. Andrei Aparecido de Albuquerque (UFSCar)

Prof. Dr. Herick Fernando Moralles (UFSCar)

Prof. Dr. Rodrigo Alves Silva (UTFPR)

O Relatório de Defesa assinado pelos membros da Comissão Julgadora encontra-se arquivado junto ao Programa de Pós-Graduação em Administração.