

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA  
FACULDADE DE GESTÃO E NEGÓCIOS  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO**

**MURILO ALVES SANTOS**

**RATING DE CRÉDITO NÃO FINANCEIRO: ANÁLISE DO VAREJO ALIMENTAR  
BRASILEIRO À LUZ DE SEUS INDICADORES REGIONAIS E OPERACIONAIS**

Uberlândia  
2025

MURILO ALVES SANTOS

Rating de crédito não financeiro: análise do varejo alimentar brasileiro à luz de seus indicadores regionais e operacionais.

Tese apresentada à Faculdade de Gestão e Negócios da Universidade Federal de Uberlândia como requisito parcial para obtenção do título de doutor em Administração.

Área de concentração: Gestão Organizacional e Regionalidade.

Orientador: Prof. Dr. Vinícius Silva Pereira

Uberlândia  
2025

Ficha Catalográfica Online do Sistema de Bibliotecas da UFU  
com dados informados pelo(a) próprio(a) autor(a).

S237 Santos, Murilo Alves, 1988-  
2025 RATING NÃO FINANCEIRO: ANÁLISE DO VAREJO ALIMENTAR  
BRASILEIRO À LUZ DE SEUS INDICADORES REGIONAIS E  
OPERACIONAIS [recurso eletrônico] / Murilo Alves Santos. - 2025.

Orientador: Vinicius Silva Pereira.

Tese (Doutorado) - Universidade Federal de Uberlândia, Pós-  
graduação em Administração.

Modo de acesso: Internet.

DOI <http://doi.org/10.14393/ufu.te.2025.578>

Inclui bibliografia.

Inclui ilustrações.

1. Administração. I. Pereira, Vinicius Silva, 1982-, (Orient.). II.  
Universidade Federal de Uberlândia. Pós-graduação em  
Administração. III. Título.

CDU: 658

Bibliotecários responsáveis pela estrutura de acordo com o AACR2:

Gizele Cristine Nunes do Couto - CRB6/2091

Nelson Marcos Ferreira - CRB6/3074



## UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA

Coordenação do Programa de Pós-Graduação em Administração  
Av. João Naves de Ávila, 2121, Bloco 1F, Sala 206 - Bairro Santa Mônica, Uberlândia-MG,  
CEP 38400-902

Telefone: (34) 3239-4525 - www.fagen.ufu.br - ppgaadm@fagen.ufu.br



### ATA DE DEFESA - PÓS-GRADUAÇÃO

Programa de Pós-Graduação em:	Administração				
Defesa de:	Tese de Doutorado Acadêmico, número 36, PPGADM				
Data:	26 de setembro de 2025	Hora de início:	13:30	Hora de encerramento:	16:30
Matrícula do Discente:	12113ADM013				
Nome do Discente:	Murilo Alves Santos				
Título do Trabalho:	RATING NÃO FINANCEIRO: ANÁLISE DO VAREJO ALIMENTAR BRASILEIRO À LUZ DE SEUS INDICADORES REGIONAIS E OPERACIONAIS				
Área de concentração:	Regionalidade e Gestão				
Linha de pesquisa:	Gestão Organizacional e Regionalidade				
Projeto de Pesquisa de vinculação:					

Reuniu-se virtualmente por web conferência, a Banca Examinadora, designada pelo Colegiado do Programa de Pós-graduação em Administração, assim composta: Professores(as) Doutores(as): Antônio Sérgio Torres Penedo (UFU), Luciana Carvalho (UFU), Robert Aldo Iquiapaza Coaguila (UFMG), Ana Carolina Costa Corrêa (UFMG), Vinícius Silva Pereira (UFU), orientador(a) do(a) candidato(a). Ressalta-se que todos os membros da banca e o(a) aluno(a) participaram remotamente por web conferência.

Iniciando os trabalhos a presidente da mesa, a Prof(ª). Dr(ª). Vinícius Silva Pereira, apresentou a Comissão Examinadora a(o) candidata(o), agradeceu a presença do público, e concedeu à(o) Discente a palavra para a exposição do seu trabalho. A duração da apresentação da(o) Discente e o tempo de arguição e resposta foram conforme as normas do Programa.

A seguir, o(a) senhor(a) presidente concedeu a palavra, pela ordem sucessivamente, aos examinadores, que passaram a arguir a(o) candidata(o). Ultimada a arguição, que se desenvolveu dentro dos termos regimentais, a Banca, em sessão secreta, atribuiu o resultado final, considerando o(a) candidato(a):

**Aprovado**

Esta defesa faz parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Doutor.

O competente diploma será expedido após cumprimento dos demais requisitos, conforme as normas do Programa, a legislação pertinente e a regulamentação interna da UFU.

Nada mais havendo a tratar foram encerrados os trabalhos. Foi lavrada a presente ata que após lida e achada conforme foi assinada pela Banca Examinadora.



Documento assinado eletronicamente por **Antônio Sérgio Torres Penedo, Professor(a) do Magistério Superior**, em 26/09/2025, às 16:10, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Vinícius Silva Pereira, Professor(a) do Magistério Superior**, em 26/09/2025, às 16:10, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Luciana Carvalho, Professor(a) do Magistério Superior**, em 26/09/2025, às 16:12, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Robert Aldo Iquiapaza, Usuário Externo**, em 29/09/2025, às 10:13, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Ana Carolina Costa Corrêa, Usuário Externo**, em 30/09/2025, às 10:24, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site [https://www.sei.ufu.br/sei/controlador\\_externo.php?acao=documento\\_conferir&id\\_orgao\\_acesso\\_externo=0](https://www.sei.ufu.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0), informando o código verificador **6662175** e o código CRC **0DC38D57**.

Dedico este trabalho aos meus filhos, Lavínia  
e Ravi, que, mesmo não entendendo o tema e o  
esforço, compreenderam minhas ausências e  
me suportaram até aqui.

## AGRADECIMENTOS

Agradeço, em primeiro lugar, a Deus que, enquanto Senhor e Pai, despertou em mim o interesse pelo estudo e pelo tema e diariamente me orientou, me respondeu e me capacitou, tanto a cumprir os requisitos para este trabalho, quanto em tudo o mais para o que me designou.

Não há palavras que consigam expressar o meu agradecimento à Marília, minha amada esposa. Suporte presente, companheira e dedicada, ela contribuiu para que eu conseguisse me dedicar ao esforço que o Doutorado pede. Estendo estes agradecimentos também aos meus pequenos filhos: Lavínia e Ravi que, tão novos, viram o “papai ir estudar”, ao invés de poder ficar um pouco mais com eles. Obrigado por entenderem, queridos. Eu amo vocês.

Agradeço aos meus pais. Presentes no dia a dia, participando da minha vida e acompanhando as evoluções do trabalho. Tenho a convicção de que a cada dia torceram pela conclusão e pelo êxito desta importante etapa. Muito obrigado, também ao meu irmão. Já Doutor, instigou em mim o interesse de buscar a qualificação acadêmica, sabe do seu peso no dia a dia, e sempre me apoiou para tanto.

Agradeço ao Tribanco e à(s) toda(s) equipe(s) atuante nele, especialmente àquela(s) com a(s) qual(is) eu tenho relação direta. Nunca faltou suporte da alta gestão, dos colegas de trabalho, dos meus líderes e liderados. Certamente os resultados deste trabalho cabem em um compartilhar diário na nossa rotina de trabalho.

Por fim, agradeço ao meu orientador, Prof. Dr. Vinícius Silva Pereira. Primeiramente representando o corpo discente da unidade, com os quais durante todo o tempo de estudo houve ricas trocas de conteúdo, aprendizado e crescimento. Mas agradeço também o seu suporte constante, com a orientação e a preocupação na medida certa, que não me deixaram parar e, indo além, me mostraram, desde o início, onde e como prosseguir.

## RESUMO

**Contextualização:** Prever falência e/ou mitigar risco de crédito, com precisão são temas relevantes e atuais com sua necessidade ratificada ante à consolidação da demanda por crédito. A evolução computacional, abertura de mercado, novos agentes financeiros e a diversificação dos demandantes consolidam a evolução neste mercado e que implicam na necessidade de rediscutir o tema à luz das novas nuances. Com o objetivo de analisar a relevância de métricas operacionais e regionais na construção de um rating de crédito não financeiro aplicável a empresas do varejo alimentar brasileiro, este trabalho seguiu a proposta dos artigos-base (WU, MA, OLSON, 2022; CHAI *et al.*, 2019) aplicou análise discriminante e redes neurais em uma amostra de 22 empresas no período de 2015 a 2022 com vistas à atualização do modelo de previsão à luz das categorias de risco do modelo seminal de Altman e construindo um modelo pautado em variáveis operacionais e regionais, sem dependência de indicadores financeiros estruturados.

**Resultados:** Em virtude das diferenças contábeis em relação às originais do modelo de Altman, as variáveis calculadas para a atualização do modelo de previsão ensejaram nova configuração no mesmo, preservando, contudo, suas categorias de avaliação. Os resultados indicaram assertividade de 98% a partir da Análise Discriminante e de 95% quando processado pelas redes neurais e aplicados para previsão com antecedência de um ano. No segundo ensaio empírico, embora com menor taxa de assertividade (85% via Análise Discriminante e 95% com Redes Neurais), o modelo superou o tradicional Z-score, e alcançou o benefício de construir esta previsão sem a necessidade da coleta de variáveis econômico-financeiras estruturadas.

**Aderência da pesquisa com a área de concentração do PPGAdm (Regionalidade e Gestão) e com a linha de pesquisa:** A construção de uma ferramenta que alinhe decisões e indicadores operacionais com os impactos na avaliação financeira das empresas, se valendo do emprego de variáveis de regionalidade é aderente à linha de pesquisa especialmente por este último fator.

**Impacto e caráter inovador na produção intelectual:** A inovação proposta no trabalho é a forma de avaliação do risco de falência com a inclusão de variáveis operacionais e de regionalidade em detrimento das financeiras, com foco no varejo alimentar brasileiro (empresas não listadas cujas informações não estão totalmente disponíveis) e replicando um método híbrido. Ratifica-se a necessidade de incluir regionalidade na previsão de falência e supera-se a lacuna gerada quando da comum ausência de informações financeiras estruturadas.

**Impacto econômico, social e regional:** O impacto econômico da pesquisa envolve o potencial para o melhor e adequado dimensionamento do custo e acesso a crédito, dado que empresas mesmo sem demonstrativos e índices econômico-financeiros estruturados possam ser avaliadas. No aspecto social, sinaliza-se a amplitude das decisões operacionais na perspectiva de avaliação da empresa. Sob a ótica de regionalidade, a contribuição foi incluir variáveis nos modelos preditivos, superando as particularidades regionais dos preditores.

**Implicações regionais:** a pesquisa é importante para a região, dadas as suas características geográficas; importância e vantagem logística, com atacados, instituições financeiras, agentes individuais e sobretudo diversos varejos aqui localizados, os quais além de contemplados na análise podem se valer dos resultados obtidos na mesma.

**Objetivos de Desenvolvimento Sustentável atendidos na pesquisa:** Promover o crescimento econômico sustentado, inclusivo e sustentável, emprego pleno e produtivo e trabalho decente para todos (Objetivo 8), contribuindo no fortalecimento da capacidade das instituições incentivarem a expansão do acesso de seus serviços a todos.



**Palavras-chave:** previsão de falências; rating de crédito não financeiro; varejo alimentar; regionalidade.

## ABSTRACT

**Contextualization:** Accurately predicting bankruptcy and/or mitigating credit risk are relevant and current topics, their necessity ratified by the consolidation of demand for credit. Computational advancements, market liberalization, new financial agents, and the diversification of borrowers consolidate the evolution in this market, implying the need to re-examine the topic in light of new nuances. With the objective of analyzing the relevance of operational and regional metrics in the construction of a non-financial credit rating applicable to Brazilian food retail companies, this work followed the approach of the base articles (WU, MA, OLSON, 2022; CHAI *et al.*, 2019), applying discriminant analysis and neural networks to a sample of 22 companies from 2015 to 2022 with a view to updating the prediction model in light of the risk categories of Altman's seminal model and constructing a model based on operational and regional variables, without dependence on structured financial indicators.

**Results:** Due to accounting differences compared to the original Altman model, the variables calculated for updating the prediction model resulted in a new configuration, while preserving its evaluation categories. The results indicated an accuracy of 98% using Discriminant Analysis and 95% when processed by neural networks and applied for prediction one year in advance. In the second empirical test, although with a lower accuracy rate (85% via Discriminant Analysis and 95% with Neural Networks), the model outperformed the traditional Z-score and achieved the benefit of constructing this prediction without the need to collect structured economic-financial variables.

**Research alignment with the PPGAdm (Regionality and Management) area of concentration and with the research line:** The construction of a tool that aligns operational decisions and indicators with the impacts on the financial evaluation of companies, using regional variables, is aligned with the research line, especially due to this last factor.

**Impact and innovative character in intellectual production:** The innovation proposed in this work is the method of assessing the risk of bankruptcy by including operational and regional variables instead of financial ones, focusing on the Brazilian food retail sector (unlisted companies whose information is not fully available) and replicating a hybrid method. It reinforces the need to include regionality in bankruptcy prediction and overcomes the gap created by the common absence of structured financial information.

**Economic, social, and regional impact:** The economic impact of the research involves the potential for better and more adequate sizing of the cost and access to credit, given that companies, even without structured financial statements and economic-financial indicators, can be evaluated. From a social perspective, it highlights the breadth of operational decisions in the company's evaluation. From a regional perspective, the contribution was to include variables in the predictive models, overcoming the regional particularities of the predictors.

**Regional implications:** The research is important for the region, given its geographical characteristics; importance and logistical advantage, with wholesalers, financial institutions, individual agents, and especially various retailers located here, which, in addition to being included in the analysis, can benefit from the results obtained.

**Sustainable Development Goals addressed in the research:** Promote sustained, inclusive and sustainable economic growth, full and productive employment and decent work for all (Goal 8), contributing to strengthening the capacity of institutions to encourage the expansion of access to their services for all.

**Keywords:** bankruptcy forecast; non-financial credit rating; food retail; regionality.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Gráfico 1 – Carteira de Crédito sobre PIB (%).....	8
Figura 1 – Comportamento da defasagem de dados, Aplicação de Diferenciação e Emprego de Variáveis não Financeiras na capacidade de previsão dos modelos de previsão à falência.....	29
Figura 2 – Observações de mercado versus características das empresas.....	30
Quadro 1 – Trabalhos Históricos Sobre Previsão De Falências.....	58
Quadro 2 – Categorização dos Trabalhos sobre Previsão de Falências Conforme Introdução de Aspectos Específicos de Atualização.....	59
Quadro 3 – Emprego De Redes Neurais Em Trabalhos Sobre Previsão De Falências De Forma Comparativa.....	71
Quadro 4 – Variáveis Componentes do Z-Score de Altman (1968) e sua Aplicação na Previsão de Falências.....	74
Figura 3 – Representação visual da configuração da Rede Neural.....	84
Figura 4 – Curva ROC – Modelo de previsão de falência das empresas do varejo alimentar brasileiro.....	87
Quadro 5 – Classificações do Varejo Alimentar quanto à Propriedade, Formato e Características das lojas.....	110
Quadro 6 – Estudos sobre variáveis financeiras significantes na modelagem de ratings de crédito corporativos.....	121
Quadro 7 – Estudos sobre variáveis financeiras significantes na modelagem de ratings de crédito corporativos.....	122
Quadro 8 – Variáveis operacionais e regionais do varejo alimentar brasileiro e sua aplicação na previsão de falências.....	129
Quadro 9 – Relação entre os grupos hierárquicos da gestão do território, Hierarquia Urbana de referência e Perfil médio na rede urbana.....	130
Figura 5 – Representação visual da configuração da Rede Neural.....	145
Figura 6 – Curva ROC – Modelo de previsão de falência com indicadores regionais e operacionais do varejo alimentar brasileiro.....	147

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Classificação das empresas por porte.....	63
Tabela 2: Variáveis do Z-Score de Altman (1968).....	64
Tabela 3: Dados financeiros disponibilizados no anuário Ranking Estadão 1.500 Maiores..	64
Tabela 4: Componentes do modelo de previsão de falência inspirado nas categorias de risco de Altman.....	65
Tabela 5: Composição da base por segmento – Visão anual.....	76
Tabela 6: Informações Financeiras – Empresas do Varejo Alimentar.....	77
Tabela 7: Distribuição anual das empresas do Varejo Alimentar por Porte.....	78
Tabela 8: Score médio e distribuição das empresas conforme faixa de classificação.....	79
Tabela 9: Estatística Descritiva.....	80
Tabela 10: Matriz de correlação das variáveis do modelo de previsão de falência.....	81
Tabela 11: Matriz de assertividade na classificação das observações a partir do modelo atualizado de previsão de falência.....	82
Tabela 12: Distribuição entre treinamento e testes no processamento.....	83
Tabela 13: Assertividade da predição do modelo.....	83
Tabela 14: Estimativas dos parâmetros.....	84
Tabela 15: Importância e importância normalizada das variáveis no modelo de previsão de falência.....	85
Tabela 16: Valores de AUC e medida de performance global do modelo.....	87
Tabela 17: Variáveis disponíveis S.A Varejo e interações propostas.....	123
Tabela 18: Classificação das empresas por porte.....	123
Tabela 19: Estatística descritiva das variáveis operacionais e de regionalidade.....	135
Tabela 20: Estatística descritiva das variáveis operacionais e de regionalidade – Variáveis não contempladas no modelo de previsão de falência.....	135
Tabela 21: Classificação das cidades conforme a REGIC (IBGE, 2018).....	136
Tabela 22: Regressão Linear.....	137
Tabela 23: Matriz de assertividade na classificação das observações a partir do modelo de previsão de falência com base em variáveis operacionais e regionalidade.....	138
Tabela 24: Coeficientes canônicos.....	138
Tabela 25: Matriz de correlação das variáveis do modelo de previsão de falência com variáveis operacionais e de regionalidade.....	141
Tabela 26: Distribuição entre treinamento e testes no processamento.....	142
Tabela 27: Assertividade da predição do modelo.....	143
Tabela 28: Importância e importância normalizada das variáveis no modelo de previsão de falência a partir de variáveis operacionais e regionais.....	143
Tabela 29: Valores de AUC e medida de performance global do modelo.....	147

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ABRAS	Associação Brasileira de Supermercados
BNDES	Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social
CEO	<i>Chief Executive Officer</i> , Diretor Executivo ou Diretor Geral em português
CIE	Coeficiente de Impacto Estadão
DEA	<i>Data Envelopment Analysis</i> , Análise Envoltória em Dados em português
EBIT	<i>Earnings Before Interest and Taxes</i> , Lucro antes dos juros e impostos em português
EBITDA	<i>Earnings Before Interest, Taxes, Depreciation and Amortization</i> , Lucro antes dos juros, impostos, depreciação e amortização em português
EMBI	Emerging Markets Bond Index
ESG	<i>Environmental, Social and Governance</i> , Práticas ambientais, sociais e de governança em português.
FF	<i>Feedforward</i>
FIA	Fundação Instituto de Administração
FIRJAN	Federação das Indústrias do Estado do Rio de Janeiro
FMI	Fundo Monetário Internacional
IFDM	Índice FIRJAN de Desenvolvimento Municipal
IPCA	Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo
MDA	<i>Multiple Discriminant Analysis</i> , Análise discriminante múltipla em português
MLP-ANN	<i>Multilayer Perceptron Artificial Neural Network</i> , Rede Neural Artificial Perceptron Multicamadas, em português
NOPAT	Net Operation Profit After Taxes
OCDE	Organização de Cooperação e Desenvolvimento Econômico
PF	Pessoa Física
PIB	Produto Interno Bruto
PJ	Pessoa Jurídica
PL	Patrimônio Líquido
PPGA	Programa de Pós-Graduação em Administração
REGIC	Regiões de Influências das Cidades
RNA	Redes Neurais Artificiais
ROA	<i>Return on Assets</i> , Retorno sobre ativos em português
ROE	<i>Return on Equity</i> , Retorno sobre Patrimônio em português
ROI	<i>Return on Investment</i> , Retorno sobre investimentos em português
SELIC	Sistema Especial de Liquidação e de Custódia
SVM	<i>Support Vector Method</i> , Máquina de vetores de suporte em português
UF	Unidades Federativas

## SUMÁRIO

CAPÍTULO 1: INTRODUÇÃO .....	9
1.1. Contribuições .....	11
1.2. Organização do Estudo .....	13
CAPÍTULO 2: RATING DE CRÉDITO NÃO FINANCEIRO: ENSAIO SOBRE A PREVISÃO DE FALÊNCIA À LUZ DA REGIONALIDADE .....	15
2.1. Introdução .....	15
2.2. Discussão Teórica .....	18
2.3. Lacuna de pesquisa .....	24
2.4. Proposições .....	26
2.5. Considerações Finais .....	32
CAPÍTULO 3: PREVISÃO DE FALÊNCIA NO VAREJO ALIMENTAR BRASILEIRO, À LUZ DAS CATEGORIAS DE RISCO DO MODELO DE ALTMAN .....	34
3.1. Introdução .....	34
3.1.1. Contextualização .....	34
3.1.2. Proposta de Pesquisa .....	36
3.1.3. Justificativas .....	41
3.1.4. Contribuições e estrutura .....	44
3.2. Referencial Teórico .....	47
3.2.1. Conceitos e Definições .....	47
3.2.2. Estudos Seminais .....	50
3.2.3. Estudos Recentes .....	57
3.3. Metodologia .....	62
3.3.1. Artigo-base .....	63
3.3.2. Seleção da amostra .....	64
3.3.3. Método .....	67
3.3.4. Descrição das variáveis .....	73
3.4. Resultados .....	76
3.4.1. Estatística Descritiva .....	77
3.4.2. Análises Estatísticas – Matriz de Correlação e Análise Discriminante Linear .....	81
3.5. Rede Neural .....	83
3.5.1. Validação do modelo e definição do ponto de corte .....	86
3.6. Considerações Finais .....	88
CAPÍTULO 4: O RATING DE CRÉDITO NÃO FINANCEIRO DO VAREJO ALIMENTAR À LUZ DE VARIÁVEIS DE REGIONALIDADE .....	91
4.1. Introdução .....	91

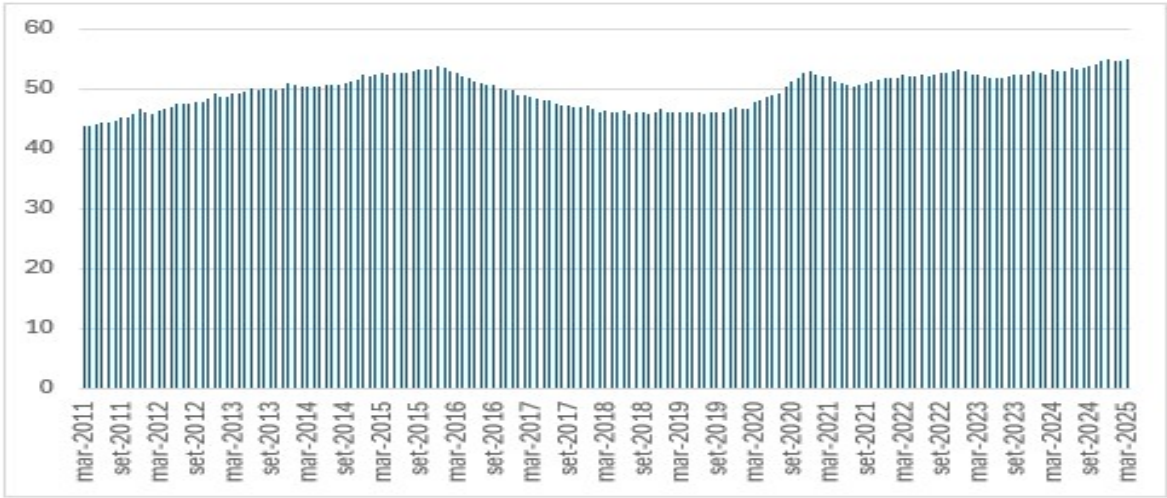
4.1.1. Contextualização .....	91
4.1.2. Proposta de Pesquisa .....	93
4.1.3. Justificativas .....	97
4.1.4. Contribuições e estrutura .....	100
4.2. Referencial Teórico .....	102
4.2.1. Conceitos e Definições .....	102
4.2.2. Estudos .....	105
4.2.3. Varejo Alimentar .....	109
4.2.4. Regionalidade .....	113
4.2.4.1.Aspectos teóricos .....	114
4.2.4.2.Regionalidade e Previsão de Falências .....	115
4.3. Aspectos Metodológicos .....	118
4.3.1. Artigo-base .....	118
4.3.2. Seleção da amostra .....	119
4.3.3. Método .....	121
4.3.4. Descrição das variáveis e formulação das hipóteses de pesquisa .....	122
4.3.5. Modelo econométrico .....	133
4.4. Resultados .....	134
4.4.1. Estatística Descritiva .....	134
4.4.2. Análise Discriminante Linear .....	137
4.4.3. Matriz de Correlação .....	141
4.4.4. Rede Neural .....	143
4.4.4.1.Validação do modelo e definição do ponto de corte .....	147
4.5. Considerações Finais .....	148
CAPÍTULO 5: CONCLUSÕES .....	151
REFERÊNCIAS .....	155

CAPÍTULO 1: INTRODUÇÃO

O crédito tem se confirmado como um importante componente na dinâmica econômica nacional. Desde o final do ano de 2020, mesmo com decréscimo, conforme dados da Febraban expressos abaixo no Gráfico 1, a carteira de crédito não deixou de representar mais de 50% do Produto Interno Bruto – PIB do Brasil (BANCO CENTRAL DO BRASIL, [20--?]).

Mais de 90% dos valores nominais de concessão referem-se a recursos livres: contratos de financiamentos e empréstimos com taxas de juros livremente pactuadas entre instituições financeiras e mutuários, nos quais as instituições financeiras têm autonomia sobre a destinação dos recursos captados em mercado (Banco Central do Brasil, [20--?]). O comportamento da carteira de crédito está intrinsecamente ligado ao volume financeiro disponibilizado ao mercado – a concessão, cujo crescimento é constante no intervalo entre 2020 e 2024 (BANCO CENTRAL DO BRASIL, [20--?]).

Gráfico 1: Carteira de Crédito sobre PIB (%)



Fonte: Elaborado pelo autor com base em Banco Central do Brasil, [20--?].

Cabe considerar, entretanto, no universo das pessoas jurídicas, os diferentes tipos de organização presentes no cenário nacional e, nesse contexto, a predominância das micro e pequenas empresas que, de acordo com portal Governo Digital (2025), representam 93,6% dos 23,2MM de empresas ativas no primeiro quadrimestre de 2025.

Para este público, Ciampi e Gordini (2008) destacam características positivas, tais como a habilidade para reações rápidas; a geração de soluções criativas face às turbulências do mercado; e a oferta de produtos e serviços a segmentos de mercado não rentáveis para as



empresas de grande porte. Por outro lado, os autores destacam não ser segredo que este tipo de empresa raramente dispõe de uma estrutura financeira robusta, pelo contrário, além de comumente serem descapitalizadas, enfrentam restrições quando acessam fontes de financiamento a médio e longo prazo.

Outro aspecto comum às micro e pequenas empresas diz respeito às dificuldades quanto à disponibilização de informações financeiras. Chi e Zhang (2017) destacam que os dados financeiros para este público são, em sua maioria, irreais ou sequer ficam disponíveis. Chai *et al.* (2019) mencionam em sua pesquisa a existência de mais dados textuais e não financeiros do que informações quantitativas e financeiras para estas organizações.

Ao mesmo tempo que os estudos reconhecem o desafio que é para as instituições financeiras mensurar a real capacidade de crédito (ou de pagamento) deste público (CHAI, *et al.*, 2019), os resultados destas pesquisas permitem a estas instituições maior objetividade e compreensão dos riscos destas empresas, além de prover a elas informações que contribuem na correta tomada de decisões voltadas para a concessão de crédito (CHI; ZHANG, 2017).

Considera-se, portanto, que, além de haver, na economia nacional, uma expressiva dependência do mercado de crédito, as empresas – cuja maioria nacional é formada por pequeno e médio porte, com particularidades na geração de informações numéricas e fidedignas, bem como o acesso a fontes de financiamento – vem se destacando como tomadoras de crédito.

Além disso, os indicadores não financeiros têm figurado como componentes determinantes na avaliação da capacidade de crédito, assumindo protagonismo no modelo de identificação das incapacidades financeiras das pequenas empresas e, portanto, maior influência do que os dados financeiros nessa predição (CHAI *et al.*, 2019; CHI; ZHANG, 2017).

Neste contexto, dada a composição da massa empresarial brasileira onde a quantidade de pequenas e médias empresas, com todas as suas características comuns se destaca fortemente e; a importância do crédito na rotina financeira destas instituições, o problema de pesquisa que norteia o trabalho é como construir um modelo não financeiro para previsão de falências a partir de indicadores operacionais e regionais das empresas com restrições de dados financeiros estruturados no setor varejista alimentar brasileiro?

A pesquisa propõe, além disso, uma análise direcionada em termos de atividade operacional. A diferenciação de modelos de acordo com os segmentos de atuação é, além de recomendação, oportunidade apresentada na literatura (CIAMPI; GORDINI, 2008). Sendo assim, observados os números de 2024 destacamos o setor que representou 9,12% do PIB

nacional de acordo com a Associação Brasileira de Supermercados – ABRAS. Trata-se do setor supermercadista que, naquele ano, atingiu um faturamento de R\$1,067 trilhões, imprimindo um crescimento de 6,5% ante ao ano anterior. Além da relevância na composição da atividade econômica do país, destacamos também a relevância social desta atividade que, além da sua função principal de provimento de itens de consumo à população, no mesmo ano, somava aproximadamente 9 milhões de empregos diretos (ABRAS, 2025). É oportuno ainda mencionar que, nas vendas de varejo, o segmento supermercadista representou mais de um terço (36%) do total faturado em 2022 (IBEVAR, 2023).

A inclusão das variáveis de regionalidade como forma de promover maior refinamento à análise e melhorar a capacidade discriminante do modelo proposto, além do foco em construir um modelo a partir de indicadores operacionais (não observados na literatura) surgem como diferenciais e proposta do ineditismo do trabalho. A observância dos aspectos regionais nesta pesquisa se faz necessária como forma de garantir que as particularidades mercadológicas e operacionais influenciadas e diferentes em cada região do país não distorçam os resultados esperados, mas, pelo contrário, sejam devidamente ponderadas na estipulação dos modelos e, assim, permitam maior assertividade na classificação proposta.

O objetivo geral desta tese é, então, desenvolver um modelo não financeiro de previsão de falência que permita analisar e classificar as empresas brasileiras do setor de varejo alimentar a partir de seus indicadores operacionais e de aspectos das regiões nas quais atuam, superando a limitada disponibilidade das mesmas acerca de dados financeiros.

Os objetivos específicos que permeiam a pesquisa são:

- Identificar variáveis operacionais relevantes para a análise e classificação financeira das empresas de pequeno porte no varejo alimentar brasileiro;
- Avançar na recomendação de diferenciação de modelos conforme segmento de atuação (CIAMPI; GORDINI, 2008), focando na análise do varejo alimentar, incorporando o viés de regionalidade;
- Elaborar um modelo não financeiro de previsão de falência.

O resultado que se espera do trabalho é um modelo pautado em critérios não financeiros que consiga classificar adequadamente as empresas do varejo supermercadista quanto ao risco de falência.

## **1.1. Contribuições**

Com o desenvolvimento do trabalho e mediante os resultados propostos, estima-se que a pesquisa contribua com avanços nas óticas teórica, prática, social e regional.

Quanto ao universo teórico, considerando-se dificuldades em obter recursos financeiros de fontes externas para realizar todos os seus investimentos, preconizada na Teoria da Restrição Financeira (WHITED, 1992; LAMONT; POLK; SA'A-REQUEJO, 2001), o avanço teórico esperado a partir do trabalho é o de reduzir tais restrições, como a descapitalização e o acesso ao financiamento de médio de longo prazo (CIAMPI; GORDINI, 2008), dando luz a empresas nas quais é rara a estrutura financeira robusta (CIAMPI; GORDINI, 2008) e há dificuldade de acesso a dados financeiros, chegando a ser irreais, indisponíveis (CHI; ZHANG, 2017) ou textuais (CHAI *et al.*, 2019).

Ademais, é frequente na literatura a menção à necessidade de atualização dos modelos de pontuação de crédito. Seja pela atenção obrigatoriamente dispensada à época de desenvolvimento do modelo (ASSAF NETO, 2006; COLQUITT, 2007) ou pela demanda de se auditar o modelo recorrentemente (SICSÚ, 2010), atualizações ao modelo de predição e o advento de novas variáveis, especialmente focadas em regionalidade, configuram contribuições relevantes aos modelos registrados na literatura.

Sob a ótica prática, o que se almeja é identificar variáveis operacionais relevantes para a análise e classificação financeira das empresas no varejo alimentar brasileiro quanto ao eventual risco de inadimplemento financeiro. A importância de se considerar os indicadores operacionais como componentes do modelo de previsão, considera a didática existente entre estes e os resultados financeiros, isto é, não se coloca em questão, neste trabalho, a capacidade preditiva dos indicadores financeiros, sequer discute-se aqui a facilidade de obtenção e manuseio deles com fins preditivos. O que se almeja como diferencial na abordagem é identificar, no âmbito operacional e regional, indicadores de processo e de risco futuro (*leading indicators*) que consigam capturar e evidenciar condições estruturais que poderão levar a um desempenho ruim na empresa. Em resumo, a ideia é contemplar informações que permitam a avaliação da empresa de forma proativa, antes mesmo do reflexo de tais eventos em seus números.

No que tange aos aspectos sociais, os objetivos do trabalho avançam ao tornar o público de empresas do varejo alimentar brasileiro visível e acessível de uma forma muito mais simples, direta e, pelo que se propõe, assertiva, a fontes de financiamento como linhas de crédito, fomentando investimento e empreendedorismo, ainda quando se observe nelas a dificuldade na geração e compartilhamento de dados financeiros. Nesse sentido, a aplicação proposta para o modelo abrange desde o público de agentes financiadores do mercado, que

passam a ter condições de realizar análises neste universo, superando a comum ausência de informação deste público, e avançando em uma classificação pertinente à realidade destas empresas. Além disso, com a notação indicando o nível de saúde da organização, torna possível ainda aos gestores, que tenham atuação direta no dia a dia das empresas, participar das análises com a dimensão exata do impacto que as decisões operacionais geram no âmbito financeiro e, principalmente, visualizar de forma direta a percepção que o mercado tem acerca da sua empresa e gestão.

Finalmente, naquilo que concerne aos aspectos regionais, mediante a introdução do tema e de *proxies* que permitam analisá-lo como componente dos modelos preditivos, espera-se contribuir avançando na análise e na abrangência da relação identificada entre aspectos regionais e o cumprimento dos requisitos de falência (RICO; CANTARERO; PUIG, 2021).

De forma complementar, mediante a exploração dos resultados e da análise proposta, e considerando o ambiente institucional regional como determinante do comportamento das empresas no modelo de previsão de falência (SITUM, 2014), vislumbra-se avançar no entendimento e superar as limitações citadas por Situm (2014) quanto às particularidades que a regionalidade suscita nos preditores de falência e consequentemente nos modelos postulados.

Além disso, o trabalho se pauta nas premissas de que é função do sistema bancário não apenas distribuir regionalmente o crédito disponível a nível nacional, mas também propiciar crédito para financiar o crescimento econômico de regiões (RODRIGUEZ-FUENTES, 1997) e, assim, visa, avançando na recomendação de diferenciação de modelos conforme segmentos de atuação (CIAMPI; GORDINI, 2008), focando na análise do Varejo Alimentar, incorporar o viés de regionalidade, com diferenciação dos modelos e ponderação a partir das características regionais no país (densidade de lojas, nível concorrencial, nível de desenvolvimento, presença ou não de redes de renome, etc.) para estruturar de forma mais assertiva esta proposta de classificação.

## **1.2. Organização do Estudo**

O trabalho está estruturado por esta introdução geral, seguida por três capítulos independentes e, ao mesmo tempo, interdependentes e, finalmente, as conclusões da pesquisa.

O primeiro dos três capítulos é construído sob o formato de ensaio teórico, abrangendo o panorama dos estudos anteriores acerca do tema, a partir dos quais indicam-se as lacunas que poderão ser preenchidas com a proposta da tese. Nessa crítica de oportunidades à luz da teoria, a proposta apresenta a aplicabilidade da tese de forma sistematizada, com um viés

simples, didático e de fácil entendimento. Nesse capítulo dispõe-se também de uma discussão teórica acerca da interseção entre o universo de finanças – Teoria da Restrição de Crédito e Teorias de Rating – e o âmbito da regionalidade, aqui trabalhado com a aplicação do tema no estado da arte nas diferentes nuances e visões regionais que se tem até então.

Os dois capítulos subsequentes discutem a aplicação prática da tese. Para o primeiro deles focou-se na aplicação da metodologia do Z-score (ALTMAN, 2002) à base de empresas do setor supermercadista, de forma a classificá-las financeiramente, a partir de um modelo atualizado cuja revisão se deu por acesso a informações recentes da base analisada.

No segundo ensaio empírico, passa-se a trabalhar com as variáveis não financeiras das empresas da base e, finalmente, à construção do modelo de classificação das firmas de acordo com suas variáveis operacionais e regionais. Para tanto, foi utilizado o resultado do score obtido no primeiro ensaio empírico, como forma de prévia classificação e diferenciação entre o nível de saúde financeira na amostra e com vistas à construção do modelo econométrico de avaliação pautada em indicadores não financeiros.

Finalmente, a seção das conclusões do estudo sumariza a discussão dos resultados encontrados sob a ótica dos avanços gerados.

## **CAPÍTULO 2: RATING DE CRÉDITO NÃO FINANCEIRO: ENSAIO SOBRE A PREVISÃO DE FALÊNCIA À LUZ DA REGIONALIDADE**

### **2.1. Introdução**

O crédito, no Brasil e no Mundo é um importante componente e alavanca na dinâmica econômica, seja no que diz respeito a investimentos ou mesmo para o financiamento cotidiano.

Dado o potencial de contornar a limitação de renda e as consequentes restrições ao consumo, conceder crédito é a forma de as empresas financiarem as compras de seus clientes e, assim, uma das estratégias de venda mais comuns na atualidade, atenuando o impacto que tais restrições geram à ampliação dos negócios. Consumir hoje, com a possibilidade de pagar no futuro é modelo presente tanto na relação entre empresas e consumidores, quanto no mercado financeiro, com a intermediação entre agentes superavitários e deficitários (SANTOS; CARMONA; LEISMANN, 2010).

A concessão de crédito implica, todavia, em desdobrar a questão financeira entre os agentes sob um aspecto de confiança. A probabilidade de não recebimento do valor nos termos acordados – risco de crédito (RASHID, *et al.*, 2021; SANTOS; CARMONA; LEISMANN; 2010) – delimita a confiança entre as partes e precisa ser devidamente auferida e gerenciada, tornando-se chave para o sucesso da concessão (SANTOS, CARMONA, LEISMANN, 2010). Tal risco emerge também de eventuais falhas contratuais acerca das condições de pagamento e pode ser definido ainda como o risco de inadimplência, representando uma expectativa desigual de perda ou variação no retorno de qualquer ativo (RASHID *et al.*, 2021).

Duff e Einig (2009) destacam risco de crédito como uma das áreas mais ativas na pesquisa financeira recente. Embora a realização de uma análise financeira tenha se tornado expressiva desde meados do século XIX mediante a maturidade industrial da empresa e a necessidade dos bancos em avançar nas análises de crédito (HORRIGAN, 1968), a principal característica da incerteza é, para AMADO (1997), seu caráter não quantificável, isto é, não alcançável com o emprego de teorias de probabilidade tradicional por parte dos agentes.

De tal modo, a concessão de crédito implica no uso de ferramentas cada vez mais sofisticadas visando precisão nas decisões. A introdução do conceito de risco nas decisões de crédito ensejou evolução e aprimoramento desses instrumentos (BRUNI; FUENTES; FAMÁ, 1997) de forma que as classificações de crédito são, assim, utilizadas para estimar os riscos de crédito e inadimplência (CHODNICKA-JAWORSKA, 2021).

O mercado de concessão de crédito enfrenta um universo de complexidade envolto a aspectos como o aumento estrutural no número de falências; a desintermediação por parte dos tomadores de maior qualidade e maiores; as margens mais competitivas nos empréstimos e; decréscimo no valor dos ativos reais (ALTMAN; SAUNDERS, 1998). Adicionalmente, o Acordo de Capital de Basileia e os frequentes episódios de crises financeiras (ALTMAN; SABATO; WILSON, 2008; GAMA; GERALDES, 2012) reforçam a importância da concessão de crédito tanto no que se refere a conceder, como a receber (SANTOS; CARMONA; LEISMANN, 2010), tornando a previsão de risco de crédito uma questão primordial para as finanças modernas (GAMA; GERALDES, 2012).

Nesse sentido, diversos estudos têm sido realizados com o intuito de auxiliar os gestores no processo de gerenciamento do risco e impulsionou-se a pesquisa e desenvolvimento de modelos adequados à previsão de inadimplência (SANTOS; CARMONA; LEISMANN, 2010).

Analisar e conceder crédito envolve lidar com o risco de crédito e, portanto, com o objetivo de sempre minimizá-lo. Se por um lado, é possível afirmar que, vinte anos atrás, as análises eram de cunho amplamente subjetivo baseadas em sistemas especialistas pautados no julgamento de informações de caráter do mutuário (reputação), capital (alavancagem), capacidade (volatilidade dos lucros) e garantias – os chamados "Cs" de crédito (ALTMAN; SAUNDERS, 1998), hoje podemos contar com vários métodos para lidar com a questão do risco (SANTOS; CARMONA; LEISMANN, 2010), provenientes de esforços significativos empreendidos para analisar o significado, o papel e a influência dos ratings de crédito (DUFF; EINIG, 2009).

A avaliação da qualidade de crédito foi o propósito para o qual a análise financeira de empresas começou. Embora na virada do século XX esta técnica ainda estivesse em estado preliminar, atendendo credores de crédito, agências de classificação, investidores e administradores, agora já acumula mais de um século de história (BEAVER, 1968; BEAVER, 1966), consolidando o entendimento de que o desempenho financeiro das empresas pode ser determinado através de índices financeiros (BAĞCI, 2015).

Nesse sentido, se por um lado, a determinação das variáveis correlacionadas ao fracasso empresarial é importante, de outro, ressalta-se a importância acerca da necessidade de se prever este evento para que sejam tomadas medidas e decisões pertinentes e em tempo hábil, permitindo a retomada para a organização (ANDRADE; LUCENA, 2018) e minimizando o risco de perdas de crédito.

Existem várias formas de definir a insolvência nas empresas (MUÑOZ *et al.*, 2019) e a pesquisa acerca da previsão de falências e falências de negócios tornou possível elencar inúmeras variáveis adequadas para alertar precocemente o evento, constituindo-se, assim, os modelos de previsão (SITUM, 2014).

O uso de índices financeiros para prever a possibilidade de falência vem sendo desenvolvido desde as primeiras décadas do século XX (PANTOJA-AGUILAR, *et al.*, 2021). Tais modelos demandaram estudos aprofundados na análise destes índices, sobretudo quando, a partir da elevada quantidade de insucessos financeiros nas empresas e do crescente endividamento, foi possível constatar a diferença entre empresas saudáveis e companhias cuja trajetória já apontava para o inadimplemento. Além de sanarem as preocupações contra possíveis falências, estes índices se tornaram fontes relevantes de mensuração do risco de mercado (BRUNI; FUENTES; FAMÁ, 1997)

Entre os estudos seminais acerca do tema, o trabalho pioneiro é de Fitzpatrick (1932), mas foi a partir da década de 1960 que o tema ganhou seu maior expoente no universo da pesquisa acadêmica, com a primeira versão de modelo de previsão de falência de Edward Altman: Altman (1968), pioneiro na implementação de modelos multivariados para a previsão de falência de empresas (ROQUE; CARRERO, 2022). O modelo denominado Z-Score, tem como base a análise da relação entre indicadores financeiros na busca pela previsão de dificuldades financeiras nas empresas e acabou se tornando o mais popular na medição da probabilidade de inadimplência. Seja pela vinculação que tem aos dados contábeis, ou por ser de fácil implantação, atingiu uma ampla difusão no cenário acadêmico (APAN; ÖZTEL; İSLAMOĞLU, 2018; ALTMAN *et al.*, 2017; DU JARDIN, 2015).

No Brasil, apenas em 1974 tem-se o registro do primeiro trabalho sobre análise de solvência, o qual foi desenvolvido por Kanitz em 1974. Conforme Andrade e Lucena (2018), é destacável o volume de pesquisas subsequentes, cujos registros até o ano 2000 se concentravam em teses e dissertações envoltas ao tema.

O cenário histórico dos eventos e efeitos relacionados à falência empresarial destaca, em primeiro plano, os avanços, desde os anos 1930, na área de contabilidade e de finanças (PEREIRA; MARTINS, 2015). Numa segunda cena, a composição das empresas, especialmente no cenário brasileiro, ressalta a expressividade numérica de empresas de pequeno e médio porte, caracterizadas pela escassez em dados financeiros (CHI; ZHANG, 2017; CIAMPI; GORDINI, 2008; CRAIG; JACKSON; THOMSON, 2007). Parcialmente contraposta, tal situação se contorna com o advento de tecnologia (PEREIRA; MARTINS,



2015) e com a oportunidade de utilização de dados adicionais com o fim de avaliar o risco de insolvência das empresas.

A partir do final da década de 80, com novos picos de inadimplências e falências, os antigos modelos de análise financeira passaram a ser substituídos por outros cuja composição acompanhava a evolução acadêmica e tecnológica, propiciando o processamento de dados em larga escala e o uso de técnicas quantitativas mais aprimoradas (BRUNI; FUENTES; FAMÁ, 1997). Dessa forma, tanto no âmbito da academia, em que se nota que o desenvolvimento dos modelos de previsão e classificação de crédito atraem interesses (MILERIS; BOGUSLAUSKAS, 2011), quanto no cotidiano empresarial, os modelos de previsão estão cada vez mais presentes, permeando áreas como a indústria, comércio, engenharia, finanças, produção, logística, comunicação, bancos, supermercados, *call center* (MENDES; FREGA; SILVA, 2014). Para o público de investidores institucionais, gestores de fundos de investimento e agências de rating este também é um tema de interesse (ALTMAN *et al.*, 2017), especialmente por permitir o aperfeiçoamento no processo de tomada de decisão financeira (ROQUE; CARRERO, 2022).

## 2.2. Discussão Teórica

O caminho que a empresa traça entre a ascensão e o eventual declínio não é repentino e nem imediato, pelo contrário, trata-se de um processo gradual que, justamente por isso, tem como característica a possibilidade de ser previsto (RODRIGUES JUNIOR; SILVA; HEIN, 2012). A fim de se identificar as características comuns entre empresas falidas, visando perceber a tendência que elas apresentam ou apresentaram para tal desequilíbrio financeiro, diversos teóricos propuseram, ao longo dos anos, o desenvolvimento de modelos matemáticos que os permitisse avaliar tal evento, à luz do risco de crédito (ANDRADE; LUCENA, 2018).

Em sistemas de pontuação, são comparados índices contábeis ou ainda são avaliadas a combinação e a ponderação entre estas variáveis para se produzir uma pontuação refletindo o risco de crédito ou a probabilidade de inadimplência. Quando a pontuação, ou probabilidade supera um parâmetro base (ponto crítico), têm-se a evidência do risco de crédito ou da probabilidade de falência (ALTMAN; SAUNDERS, 1998). Na prática bancária, estas classificações representam a base para aprovação de empréstimos, preços, monitoramento e provisionamento de perdas com empréstimos (GRUNERT; NORDEN; WEBER, 2005), indicando quando o solicitante deve ser rejeitado ou sujeito a maior escrutínio (ALTMAN; SAUNDERS, 1998).

Dentre os primeiros trabalhos estruturados com o fim de previsão de solvência, Beaver (1966) com uma amostra de 79 empresas solventes e outras 79 insolventes e com uso de técnicas estatísticas e análises dicotômicas, propôs um ponto crítico capaz de diferenciar as empresas nos dois universos (MARIO, 2002). Em seguida, Altman (1968) desenvolveu um dos primeiros modelos estatísticos, se valendo de análise discriminante e procurando avançar na então inexistência de bases teóricas para a análise financeira. Nesse contexto, tanto Altman como Beaver se tornaram os precursores internacionais com relação à previsão de insolvência em nível mundial (ANDRADE; LUCENA, 2018).

No avançar dos anos, o arcabouço informacional apresentou evoluções relevantes, mediante avanço em normatizações, demonstrativos e informações financeiras, de modo que se ampliou a possibilidade de indicadores financeiros com potencial de uso neste tipo de modelagem. Adicionalmente, o progresso no universo tecnológico contribuiu com maior capacidade de processamento de dados bem como utilização de técnicas mais avançadas na estruturação de tais modelos (PEREIRA; MARTINS, 2015).

Absorvendo as melhorias desenvolvidas, e ante ao potencial por elas geradas, somando-se a isso o contexto propício à análise e investigação do movimento falimentar, foram desenvolvidos modelos no contexto internacional, abrangendo mais de 25 países (ALTMAN; SAUNDERS, 1998), os quais, agregados aos estudos brasileiros, configuram, conforme Pereira e Martins (2015), um arcabouço de trabalhos, abrangendo além dos países, diferentes setores e épocas.

Quanto às abordagens, as mais comuns para o desenvolvimento de sistemas de pontuação de crédito passaram a ser: (i) o modelo de probabilidade linear, (ii) o modelo *logit*, (iii) o modelo *probit* e (iv) o modelo de análise discriminante (ALTMAN; SAUNDERS, 1998).

Embora a análise discriminante tenha assumido uma posição de metodologia dominante, seguida pela análise *logit* (ALTMAN; SAUNDERS, 1998), a análise *probit* e redes neurais compõem a parte técnica estatística dos modelos de previsão de falência (PEREIRA; MARTINS, 2015). Em relação ao seu emprego, são citados como exemplos: análise discriminante (ALTMAN, 1968, MIN; LEE, 2008); regressão logística (PSILLAKI; TSOLAS; MARGARITIS, 2010) e redes neurais artificiais (ANGELINI; TOLLO; ROLI, 2008; YU; WANG; LAI, 2008). Cabe-se destacar ainda, outras técnicas presentes na literatura, a saber: k-vizinho mais próximo (TWALA, 2010); árvores de decisão (PALEOLOGO; ELISSEEFF; ANTONINI, 2010); máquina de vetor de suporte (DANENAS; GARSVA, 2009;

LEE, 2007); método do subespaço mais próximo (ZHOU; JIANG; SHI, 2010) e os modelos híbridos (LIN, 2009).

Na composição mais comum dos modelos de predição de falência estão as informações extraídas das demonstrações contábeis, pressupondo-se a capacidade delas em revelar a situação financeira e econômica das empresas (ANDRADE; LUCENA, 2018). Os indicadores contábeis extraídos destas demonstrações podem ser indicadores tradicionais empregados de forma uni variada ou multivariada; podem ser baseados no fluxo de caixa ou mesmo em indicadores financeiros não contábeis (PEREIRA; MARTINS, 2015).

Conquanto se depre, então, com uma gama ampla de ferramentas com o devido amparo tecnológico e, de forma complementar, informações múltiplas capazes de refletir o cenário empresarial, a associação destes dados mediante tais técnicas não é perfeita. O resultado do trabalho é comumente expresso em uma ou mais equações que, embora busquem evidenciar a situação das companhias, não conseguem considerar a dinâmica implícita a estas sociedades, tampouco a influência que os aspectos econômicos, normativos e operacionais exercem sobre elas enquanto organismos (ANDRADE; LUCENA, 2018).

Como forma de contornar estas limitações e, portanto, avançar no enquadramento dos modelos de previsão de falência, surge a necessidade de diferenciação dos modelos a partir, justamente das questões cotidianas influentes sobre as organizações. Seja no segmento de atuação das empresas (ALTMAN, 2000, 2002; CIAMPI; GORDINI, 2008); no porte (ALTMAN; SABATO, 2006; BERGER; SCOTT, 2007; GAMA; GERALDES, 2012; CIAMPI; GORDINI, 2013); na região (ALTMAN; BDAYA; DIAS, 1979; ALTMAN, 2002; RICO; CANTARERO; PUIG, 2021); ou ainda na forma ou dados coletados para o processamento nos modelos (LEHMANN, 2003; GRUNERT; NORDEN; WEBER, 2005; BERGER; FRAME, 2007; HILL; WILSON, 2007; SITUM, 2014; CHI; ZHANG, 2017; CHAI *et al.*, 2019; CHODNICKA-JAWORSKA, 2021), tais diferenciações são empregadas e reconhecidas na literatura como necessárias e como propulsoras no poder de predição dos modelos.

Naquilo que concerne ao segmento de atuação das empresas, os estudos de Altman focaram na diferenciação, por exemplo, de empresas não públicas (ALTMAN, 2000) e empresas não fabricantes (ALTMAN, 2002). Por sua vez, os italianos Ciampi e Gordini (2008), analisando pequenas empresas manufatureiras do norte e centro do país, destacam que, tanto por análise discriminante quanto por regressão logística, os modelos construídos se mostram eficazes, mas, quando especificados para setores de negócios e grupos de tamanho de empresa separados, registram ganho em precisão e previsão.

O porte das organizações é considerado como um divisor na análise considerando as diversas características que distinguem sobretudo as pequenas e médias empresas das demais quanto ao seu risco de crédito (GAMA; GERALDES, 2012). Tendo, portanto, como variável na construção do modelo para predizer o risco de falência, a literatura aponta como oportuno considerar que as empresas de pequeno e médio porte são de alta relevância e/ou essencialidade na economia e no seu desenvolvimento (ALTMAN; SABATO, 2005, 2006; CIAMPI GORDINI, 2013; PTAK-CHMIELEWSKA; MATUSZYK, 2018); conseguem responder rapidamente às mudanças nas condições econômicas; atendem às necessidades dos clientes locais; e demonstram potencial de se tornarem grandes empresas, concomitante ao risco de falirem rapidamente (ALTMAN; SABATO, 2005).

Por outro lado, as pequenas e médias empresas apresentam rara robustez em sua estrutura financeira (CIAMPI; GORDINI, 2008), sendo comum a dificuldade de acesso a dados financeiros, os quais muitas vezes irreais, indisponíveis (CRAIG; JACKSON; THOMSON, 2007; CHI; ZHANG, 2017) ou textuais (CHAI *et al.*, 2019), culminando na indisponibilidade de dados confiáveis (PTAK-CHMIELEWSKA; MATUSZYK, 2018).

Permeiam ainda o universo das empresas de pequeno e médio porte problemas de agências entendidos como graves (GAMA; GERALDES, 2012), dada a dificuldade que têm de sinalizar sua qualidade para instituições financeiras (BLUMBERG; LETTERIE, 2008); o fato de não terem obrigatoriedade de publicação de dados financeiros; e ainda raras vezes serem acompanhadas diretamente por analistas (BERGER, 2006). Moura, Jesus e Silva (2022) destacam que são poucas as empresas que apresentam todas as demonstrações contábeis, sobretudo pela não obrigatoriedade que, por exemplo as empresas de natureza limitada, têm ante a tal prática, diferente do universo das empresas listadas em bolsa.

Adicionalmente, é comum a falta de experiência gerencial percebida inclusive na qualidade dos dados, quando divulgados (BERGER; UDELL, 1998; WU; SONG; ZENG, 2008). O uso, a compreensão e a importância da contabilidade para a gestão das micro e pequenas empresas denota a grande dificuldade na sua compreensão e utilização por parte dos usuários (DIAS FILHO; NAKAGAWA, 2001). Tal evento culmina novamente em uma diferenciação importante deste tipo de empresa ante às que são comumente estudadas no âmbito acadêmico e que têm seus dados financeiros estruturados, auditados, publicados e analisados sujeitos à interpretação e avaliação dos stakeholders.

Embora dependam muito mais de empréstimos bancários para seu financiamento externo (GAMA; GERALDES, 2012) e, de forma prática, o mercado financeiro já atue com diferenciação nos sistemas de pontuação para as pequenas empresas, conseguindo assim

aumentar a disponibilidade de crédito para estas instituições (BERGER; SCOTT, 2007), não se pode desconsiderar a eventual hesitação por parte das instituições financeiras em emprestar a este tipo de empresa (CRAIG; JACKSON; THOMSON, 2007), sobretudo pela maior complexidade de previsão do seu risco de falência (PTAK-CHMIELEWSKA; MATUSZYK, 2018). Cabe considerar que tal movimento, quando restrito, pode se tornar prejudicial ao desenvolvimento das organizações neste nicho (GAMA; GERALDES, 2012).

Acerca da regionalidade, são diversos os aspectos que a tornam relevante e, portanto, considerável na avaliação da previsão de falências. A partir do conceito de desenvolvimento regional (MADUREIRA, 2015), deve-se ter ciência de que nem todas as regiões se desenvolvem ao mesmo tempo e de uma mesma maneira (PERROUX, 1967).

Nos anos 1950, surge um ramo da ciência dedicado ao estudo do desenvolvimento regional, a partir do qual foram elaboradas teorias visando o crescimento e o desenvolvimento de regiões distintas (MADUREIRA, 2015). Em países como França, Espanha, Canadá e Grã-Bretanha, a questão regional voltou à cena na atualidade. Discutir o regionalismo trouxe de volta assuntos relativos aos problemas econômicos regionais, suscitando o debate acerca do regionalismo cultural, demandas por descentralização, autonomia e governo doméstico (WEAVER, 1978).

Tudo está relacionado com todo o resto, mas coisas próximas estão mais relacionadas do que coisas distantes (TOBLER, 1970). A geografia econômica e a literatura empresarial sinalizam que o local onde a empresa exerce a sua atividade é fundamental na previsão da sua sobrevivência tanto a curto, quanto a longo prazo (RICO; CANTARERO; PUIG, 2021). Este pressuposto considera que a proximidade geográfica contribui nas interações comerciais, reduzindo custos e gerando oportunidade de negociação e competitividade de forma que as empresas tendem a crescer mais em territórios nos quais desfrutam de economias mais significativas (FRENKEN; CEFIS; STAM, 2015). Por outro lado, a concentração de empresas nestes locais – a densidade empresarial do território – é diretamente proporcional ao risco de escassez de recursos quando em episódios de crise (STAUBER, 2001).

De igual modo, quando se pensa o sistema financeiro, mesmo ele não parecendo ser considerado como elemento ativo no desenvolvimento regional (CAVALCANTE, 2006), moeda e crédito não são neutros quanto aos fenômenos econômicos e, mais do que isso, têm atuação distintas sobre os espaços subnacionais (DOW, 1982, 1987). Todavia, ainda há carência de dados estatísticos regionalizados sobre o sistema financeiro (CAVALCANTE, 2006), tornando oportuna a avaliação da regionalidade acerca de modelos específicos, sejam eles econômicos ou acerca dos agentes econômicos no mercado.

Na literatura, o trabalho de Altman, Baidya e Dias (1979) incorpora preceitos acerca do tema, quando os autores se propõem a desenvolver, no Brasil, um modelo quantitativo para prever problemas financeiros, de forma adaptada ao cenário emergente e de empresas não cotadas. Adicionalmente, em 2002, mantendo um viés de regionalidade, Altman estrutura uma nova revisão do modelo, desta vez focando e aplicando-a na realidade dos mercados emergentes. No contexto asiático, Chai *et al.* (2019) modelaram um rating de crédito para empresas de pequeno porte do mercado chinês.

A literatura sinaliza ainda outras fontes que não aquelas estritamente contábeis ou financeiras como relevantes a serem consideradas na predição de falências. Um dos aspectos nos quais excepcionalmente se concentra este uso é o comportamento gerencial nas organizações, como por exemplo em von Stein e Ziegler (1984).

Gama e Geraldles (2012) usam de uma abordagem na qual as variáveis qualitativas são empregadas como preditoras no modelo de previsão de falência, alinhados a estudos como os de Lehmann (2003), Grunert, Norden e Weber (2005) e Berger e Frame (2007). Dessa forma, além dos índices financeiros, o modelo proposto por eles busca controlar aspectos como a qualidade do tomador e da gestão; a estrutura de propriedade; e demais indicadores preditivos.

Chi e Zhang (2017) inovam na proposição, contemplando critérios além dos financeiros em métodos não paramétricos para a construção de um rating de crédito de pequenas empresas e Chai *et al.* (2019) também se valem de uma abordagem multicritério para modelar um rating de crédito para empresas de pequeno porte do mercado chinês.

A amplitude e aplicabilidade de variáveis não financeiras no estudo de falências das empresas é de tamanha versatilidade que, em estudos mais recentes, até mesmo as preocupações das empresas com relação ao ambiente, à sociedade e a temas de governança, resumidas e elencadas na sigla ESG, também foram apontadas como significantes na classificação de crédito. Sobretudo pelo aspecto inerente ao risco do setor, ao fluxo de caixa dos tomadores e à probabilidade de inadimplência, empresas que apresentam medidas favoráveis de ESG devem ter sua classificação de crédito aumentada (CHODNICKA-JAWORSKA, 2021).

Há de se destacar, todavia, que o trabalho neste campo de variáveis sofre com a disponibilidade de apenas uma pequena amostra de empresas falidas disponíveis para análise (ALTMAN; SABATO; WILSON, 2008).

Ante ao que se tem disposto na literatura sobre o tema, presume-se que a associação de aspectos relevantes como as diferenças nas empresas face ao seu porte; a regionalidade; e

variáveis não operacionais possam contribuir no avanço da limitada pesquisa sobre a previsão de falência em países emergentes (PANTOJA-AGUILAR, *et al.*, 2021).

O tema se mostra oportuno e aplicável na medida em que propicia a gestores, investidores e credores a tomada de melhores decisões, municiados de modelos com precisão (PANTOJA-AGUILAR, *et al.*, 2021). Adicionalmente, considera-se o papel fundamental das empresas dentro da sociedade, indo além de gerar apenas retornos financeiros (ANDRADE; LUCENA, 2018). A continuidade empresarial é, assim, um tema de interesse da sociedade como um todo (ESPINOSA, 2013) e, por isso, estruturar e utilizar estes modelos se torna importante no fornecimento de diagnósticos para ações corretivas e determinantes no futuro das organizações (ALMEIDA; CARVALHO; ALMEIDA, 2016).

### **2.3. Lacuna de pesquisa**

No afã da redução do risco e dentre os diversos tipos de análise propostos, foi necessário superar a análise através meramente de indicadores, quanto mais no âmbito específico dos dados financeiros.

Especialmente após a Grande Recessão, com o aumento de falências das empresas, fatores adicionais surgem como elementos com potencial para afetar os resultados (RICO; CANTARERO; PUIG, 2021). Adicionalmente, a literatura demonstra que, além dos índices contábeis e de variáveis de mercado, a combinação delas com indicadores não financeiros melhorou o poder de previsão e o desempenho dos modelos, passando, assim, a ser recomendada a inclusão deste tipo de dado em desenvolvimentos futuros (ABDIALI; HARRIS, 1995; BARNIV; AGARWAL; LEACH, 2002; GUDMUNDSSON, 2002; MCKEE; LENSBERG, 2002; GRUNERT; NORDON; WEBER, 2005; MULLER; STEYN-BRUWER; HAMMAN, 2009; ALTMAN; SABATO; WILSON, 2010; MADRID-GUIJARRO; GARCIA-PEREZ-DE-LEMA; VAN AUKEN, 2011; IAZZOLINO; MIGLIANO; GREGORACE, 2013; PERVAN; KUVK, 2013). No contexto atual, por exemplo, a pandemia da COVID-19 mostrou que a solvência de uma empresa está associada não apenas à sua situação financeira, mas também a medidas não financeiras (CHODNICKA-JAWORSKA, 2021).

Se por um lado o uso dos dados não financeiros é oportuno como métrica que compõe a avaliação de risco, por outro, observa-se que não existe uma regularidade e tampouco uma ordenação na sua forma de utilização.

Desde métricas de ESG (*Environmental, Social and Governance* – Ambiental, Social e de Governança) como em Chodnicka-Jaworska (2021); como o porte das empresas (PTAK-CHMIELEWSKA; MATUSZYK, 2018); a qualidade da gestão e as perspectivas de mercado (GRUNERT; NORDEN; WEBER, 2005) são variáveis tratadas. Contudo, a análise aprofundada nestes estudos não indica a adoção do viés ligado direto à operação das empresas, ou seja, os indicadores operacionais não são dispostos como se apresentam na presente proposta e, portanto, temos aqui o diferencial desta pesquisa.

A utilização de dados não financeiros ainda se mostra um tanto quanto ambígua, contrapondo pesquisas relevantes que já comprovaram a adequação dos fatores financeiros para tal fim (GRUNERT; NORDEN; WEBER, 2005). Contudo, o papel dos fatores não financeiros para a previsão de insolvência está além de qualquer controvérsia (BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION, 2000, 2001; GÜNTHER; GRÜNING, 2000).

A literatura já sinaliza que o emprego destas variáveis, quando disponíveis, agrega valor e melhora significativamente a precisão do modelo ao prever falência (HILL; WILSON, 2007; ALTMAN; SABATO; WILSON, 2008), porém ainda se observa uma lacuna literária, evidenciada na falta de pesquisas quantitativas acerca do emprego de aspectos não financeiros (GRUNERT; NORDEN; WEBER, 2005). Avançando neste fim, o foco deste trabalho foi quantificar o risco de crédito a partir de medições da operacionalidade da organização, tal como seu tamanho e sua eficiência de vendas. A busca pelo uso destas variáveis considera não apenas a inovação que elas propõem, mas o fato de serem altamente mensuráveis e disponíveis no universo da amostra pesquisada – empresas de pequeno e médio porte do varejo alimentar brasileiro – mitigando a dificuldade de se extrair deste universo variáveis de ESG, Governança e Gestão que se mostram tão ou mais complexas que os dados financeiros escassamente gerados.

Dentre tais fatores, o que se observa na literatura econômica e de negócios é que a localização das empresas importa e que aspectos específicos do local, tais como a especialização industrial da região onde a empresa está ou a riqueza econômica do lugar influenciam. As empresas mais próximas se comportam de maneira semelhante às demais e, dessa forma, a localização impacta fortemente na probabilidade de sobrevivência de uma empresa, a tal ponto de ser determinante na decisão estratégica acerca da sua instalação (RICO; CANTARERO; PUIG, 2021).

Há de se destacar que a opção por priorizar aspectos não financeiros não significa desprezá-los ou, quanto mais, renunciar a dados quantitativos. Em que pese haver variáveis qualitativas inúmeras, a ênfase em indicadores de operacionalidade do varejo e de



regionalidade está voltada na análise da contribuição que eles podem trazer para a previsão de falência, sobretudo pela ampla disponibilidade e pelo fácil acesso aos mesmos. A análise do risco de incumprimento, respeita, como de praxe, a existência, a prévia estruturação, a replicabilidade de dados que reflitam consistentemente o comportamento operacional das lojas e as características das regiões em que estão inseridas.

A falência é o recurso final para uma empresa sobreviver quando é afetada por um declínio severo (RICO; CANTARERO; PUIG, 2021). Embora a produção teórica sobre finanças regionais possa ser considerada ainda escassa (CAVALCANTE, 2006), entender a falência e o desaparecimento de empresas com os seus determinantes ou formas de recuperação e sobrevivência se configura como questão generalizada no âmbito da economia e da sociedade, de interesse de pesquisadores, gestores e formuladores de políticas (RICO; CANTARERO; PUIG, 2021).

## 2.4. Proposições

O processo de construção e aplicação de um modelo de previsão de falências envolve determinar quais índices melhor conseguem prever as falhas. Sejam esses índices contábeis ou não, os mesmos podem ser empregados principalmente mediante análise discriminante múltipla ou modelos *logit/probit* e, dentro da maioria dos estudos (ALTMAN, 1968, 1993), são calculados em um tempo pré-determinado antes da falência, geralmente um ano (ALTMAN; SABATO; WILSON, 2008). Face a este contexto, depreende-se, portanto, a necessidade de atualização recorrente nos modelos de previsão, isto é, é imperativo que os modelos sejam recentes como forma de mantê-los assertivos.

Posta a premissa da necessidade de atualização, é oportuno retomar a discussão acerca da especialização passível de ser empregada em tais modelos como forma de também contribuir no seu poder de predição. Dentre estas especializações, é pertinente destacar a segmentação das empresas por porte.

Questões mercadológicas como o Acordo de Capital de Basileia já descortinaram o universo de pequenas e médias empresas para o setor financeiro, fazendo-os reconhecer como clientes diferentes das grandes empresas. Somado a isso e, por que não em decorrência do fato, os empréstimos para pequenas empresas estão gradualmente se tornando um alvo importante para muitos bancos e é, neste contexto, que se torna cada vez mais importante desenvolver modelos de risco específico para essa parcela (ALTMAN; SABATO, 2006; ALTMAN; SABATO; WILSON, 2008).

Assim como o potencial é elevado, dado que as pequenas e médias empresas predominam em todas as economias da OCDE e normalmente representam dois terços de todo o emprego, é necessário que se conduza a análise deste público sob o ponto de vista da gestão de risco, a fim de reduzir os requisitos de capital e obter ganhos de eficiência e lucratividade. (ALTMAN; SABATO; WILSON, 2008).

O sucesso econômico desta parcela de empresas está intrinsecamente ligado ao seu alto fluxo financeiro e é consolidado o entendimento de que melhorar a informação e aprimorar os modelos de risco para este nicho empresarial está alinhado à geração de fluxo financeiro para estas empresas. Contudo, em termos de crédito, as pesquisas para pequenas empresas são relativamente escassas, de modo que, na literatura existente, não se percebem soluções para a gestão do risco de crédito para esse público (ALTMAN; SABATO; WILSON, 2008).

A utilidade de modelos de previsão de falência não está apenas sob o ponto de vista de potenciais credores. Estas ferramentas têm o potencial de fornecer às próprias empresas maior conhecimento do seu risco, conseqüentemente lhes munindo de dados para avaliar o custo da dívida atrelado. Além disso, tal conhecimento suscita margem à detecção de problemas nas relações bancárias e ainda rotinas de monitoramento do preço dos bancos, da qualidade do crédito e de fontes alternativas de financiamento, reduzindo possíveis restrições financeiras (GAMA; MATEUS; TEIXEIRA, 2010).

Mesmo sendo úteis tanto para credores quanto para tomadores, reduzindo a assimetria de informação entre credores e devedores (GAMA; MATEUS; TEIXEIRA, 2010), contribuindo na detecção de risco e no potencial de organização das empresas, a construção destes modelos, especialmente em se tratando de empresas privadas (GAMA; GERALDES, 2012), fica limitada à disponibilidade de dados.

Forma direta e possível de contornar tal limitação é o avanço para variáveis não financeiras. Ainda assim, os estudos registrados na literatura que já avançaram a este tipo de informação não estão concentrados na análise de empresas de tal porte, além de, neles, uma quantidade muito limitada de informações não financeiras ser usada para fins de modelagem. Não há, na literatura, entre os poucos estudos que se concentraram no desenvolvimento de modelos de risco de crédito para PMEs, menções a inclusão de informações não financeiras como preditores da capacidade de crédito da empresa (ALTMAN; SABATO; WILSON, 2008).

Uma terceira proposição envolta ao tema, abrange a discussão regional. Do ponto de vista do credor, o sistema bancário não tem como função apenas distribuir regionalmente o

crédito disponível, mas também de usar a distribuição desse crédito como forma de desenvolvimento econômico em algumas regiões (RODRIGUEZ-FUENTES, 1997).

Sobre os tomadores, a própria diferenciação regional implica em mudanças no perfil das organizações, como a diferença de liquidez entre regiões menos desenvolvidas, nas quais as economias lidam com maior instabilidade na disponibilidade de crédito (RODRIGUEZ-FUENTES, 1997). Ponderar a localização geográfica das empresas analisadas, de forma comparativa entre centro e bairros; interior e capitais, bem como alinhados à densidade populacional, concorrencial e ao índice de desenvolvimento local está alinhado ao perfil e à dinâmica microeconômica que influencia diretamente tais organizações.

O conceito de centro e periferia indica diferenças acerca da inovação (potencialmente maior no centro), ao passo que a periferia adaptar-se-ia e a absorveria com uma certa defasagem temporal. O centro acaba por imprimir vantagens à periferia no âmbito das inovações, extensível à esfera real da economia e à dinâmica financeira. A periferia é mais informal e conta com uma renda menor, o que tende a reduzir a penetração do setor financeiro. A participação dos bancos na periferia, com estas características, precisa se atentar ao tipo de atividade que financiam e à relação entre essas atividades e a região. Está nessa relação a importância dos bancos para as economias regionais, na medida em que podem beneficiar atividades com impacto multiplicador no âmbito local (AMADO, 1997).

Por fim, ressalta-se também a segregação por tipo de atividade exercida. O aumento na eficácia dos modelos demonstrado na teoria pode ser associado à relevância individual dos setores na economia local. Dessa forma, elenca-se o setor varejista, entendido como aquele no qual o comerciante é responsável pelo suprimento do consumidor final. Destaca-se, dentre as atividades relativas ao comércio varejista, o setor supermercadista, cujo crescimento está diretamente relacionado ao crescimento da economia e com importância destacada na economia brasileira face à participação relativa no PIB e ao crescimento contínuo não só no número de empregos, mas também na quantidade de lojas, na área de vendas e no número de *check-outs* (MESQUITA; LARA, 2007).

Como forma de apresentação das propostas do presente trabalho, propõe-se a construção de uma estrutura conceitual (*'framework'*) destacando a análise, ressaltando e direcionando a coerência entre a abordagem dos temas no propósito para a pesquisa (LESHEM; TRAFFORD, 2007).

O *framework* é a representação do sistema de conceitos, suposições, expectativas, crenças e teorias que apoiam e informam a pesquisa, ou seja, do território que se pretende estudar. Ele é tipicamente desenvolvido com base na teoria, identificando os conceitos e suas

relações dentro de um fenômeno complexo. Dessa forma, é comum que tais relações sejam apresentadas de forma visual (GLATTHORN, 1998).

A proposta de representação da pesquisa neste formato, além de permitir aos leitores maior clareza sobre os objetivos e como alcançá-los, explicita a proposta do trabalho e auxilia na seleção das características e das fronteiras que delimitarão a abordagem, inclusive como forma de orientar a coleta e análise de dados (LESHEM; TRAFFORD, 2007; BLAXTER; HUGHES; TIGHT, 1996; ROBSON, 1993).

Explicar o status conceitual do que está sendo estudado (PUNCH, 2000) emerge da capacidade de interpretar e compreender os resultados da pesquisa e dá sentido aos dados (MAY, 1993), destacando a integração entre teorias e como elas oferecem explicações das questões sob investigação (LESHEM; TRAFFORD, 2007).

Em resumo, o *framework* organiza o processo de pensamento sobre a base conceitual e o contexto da pesquisa. A ferramenta se propõe a auxiliar na modelagem de relações entre as teorias, além de destacar quais delas são influentes e base na pesquisa. O então, mapa de teorias, dá sentido à relação entre as variáveis, mostrando o potencial de compreensão sobre os temas abordados (LESHEM; TRAFFORD, 2007).

O campo de análise proposto pela pesquisa está representado esquematicamente pelas áreas em destaque nas Figuras 1 e 2, apresentadas abaixo. A proposta, com tais figuras, visa mostrar a aplicabilidade e amplitude do modelo e do tema proposto, tanto em relação aos modelos de previsão em si e às lacunas apontadas na literatura, quanto no que se observa no mercado e no comportamento das empresas.

Na Figura 1, estão expostas em uma única visão, três diferentes curvas relacionadas ao comportamento dos modelos de previsão de falência concernente à sua assertividade, pautados respectivamente na defasagem de dados; no uso de modelos específicos por segmento; e no emprego de variáveis não financeiras.

A partir destes dados, o campo no qual foca-se na presente pesquisa é aquele iniciado na perda de capacidade de previsão (sinalizada no gráfico como “x”) mediante passagem do tempo e defasagem de dados (apresentada no gráfico como “y”). Em suma, o primeiro ponto a se cobrir aqui é que os modelos perdem assertividade quando estão trabalhando com dados desfasados e por isso a necessidade de se ajustar os modelos com dados atualizados.

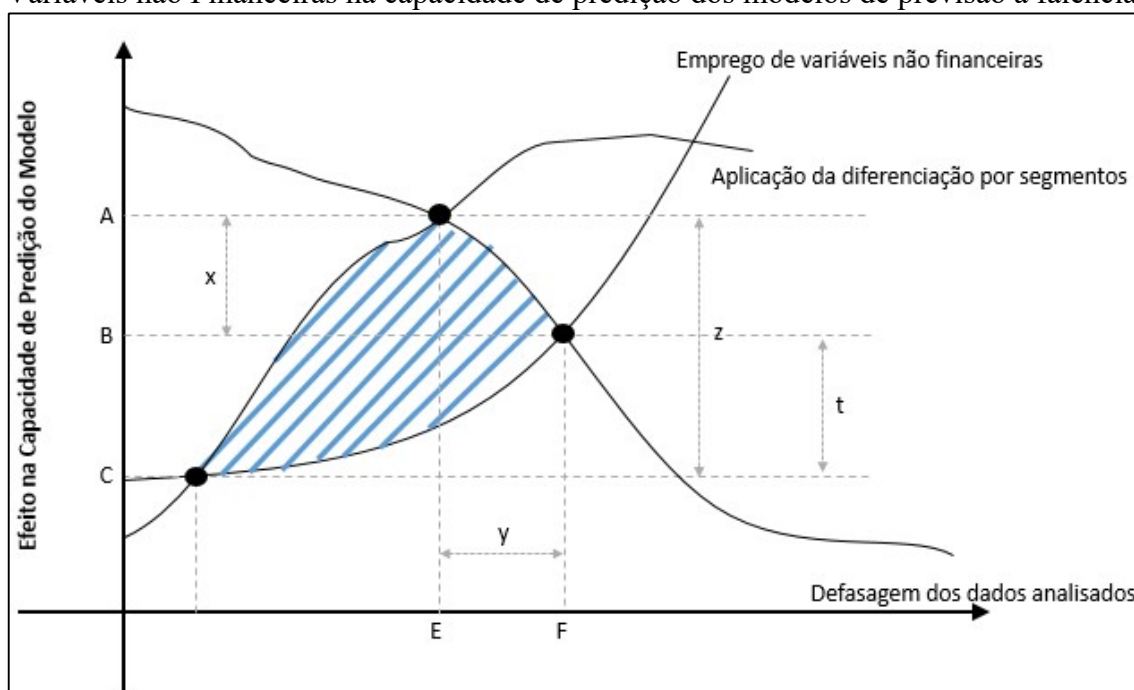
Em segundo lugar, e contrapondo a queda de assertividade decorrente da defasagem dos dados, tem-se o ganho oriundo da diferenciação de modelos por segmentos de atuação (ALTMAN, 2000, 2002; CIAMPI; GORDINI, 2008). O incremento desta forma particular de previsão agrega aspectos intrínsecos de cada atividade aos modelos e confere ganhos ao

modelo (representado no gráfico pela variação “z”) ainda que os efeitos sejam marginalmente decrescentes, indicando que a diferenciação além de não ser a única ferramenta de refinamento, tende a não ser a mais efetivas delas, sobretudo isoladamente.

Por fim, no que diz respeito ao campo dos modelos de previsão, o emprego de variáveis não financeiras, que também é proposta da presente pesquisa, tem efeito positivo no poder de predição do modelo (CHODNICKA-JAWORSKA, 2021; IAZZOLINO; MIGLIANO; GREGORACE, 2013; PERVAN; KUVK, 2013; MADRID-GUIJARRO; GARCIA-PEREZ-DE-LEMA; VAN AUKEN, 2011; ALTMAN; SABATO; WILSON, 2010; MULLER; STEYN-BRUWER; HAMMAN, 2009; GRUNERT; NORDON; WEBER, 2005; BARNIV; AGARWAL; LEACH, 2002; GUDMUNDSSON, 2002; MCKEE; LENSBERG, 2002; ABDIALI; HARRIS, 1995), com uma proposta marginal crescente (sinalizada no gráfico por “t”), ou seja, com alto potencial de contribuição, na medida em que são introduzidas variáveis com um foco mais operacional e complementar, extrapolando e corroborando o viés financeiro.

Dessa forma, o que se pretende é conciliar o uso de variáveis cujo emprego sinaliza melhora para o modelo de predição, contrapondo o impacto que o efeito temporal naturalmente traz a tais modelos.

**Figura 1.** Comportamento da defasagem de dados, Aplicação de Diferenciação e Emprego de Variáveis não Financeiras na capacidade de predição dos modelos de previsão à falência.

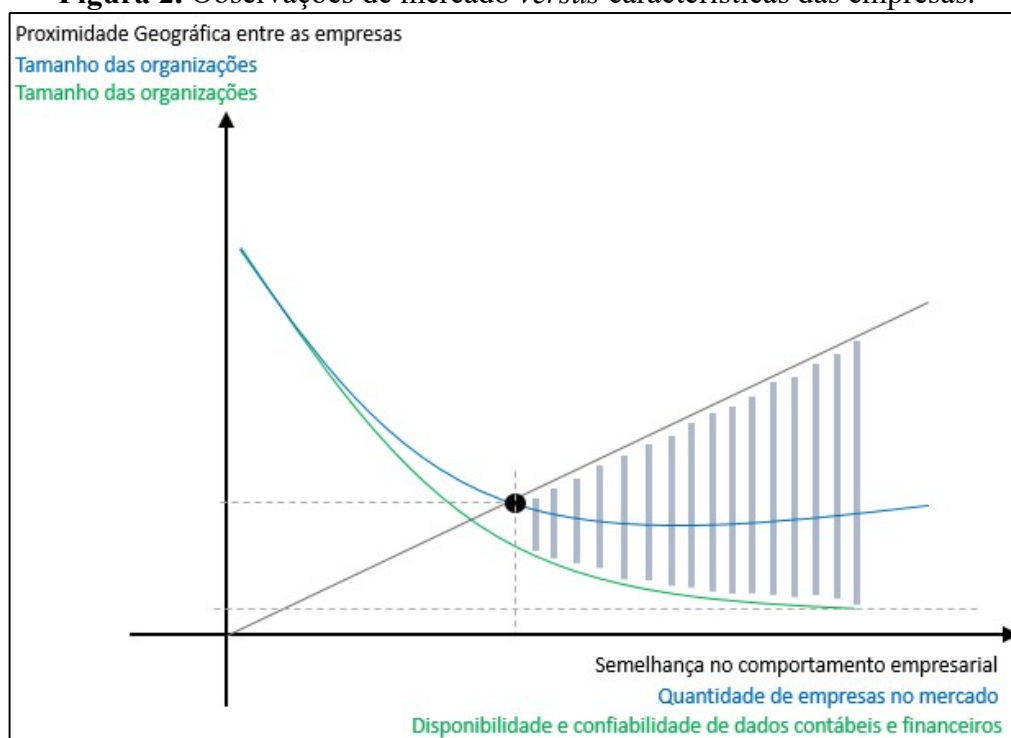


Fonte: adaptado de CHODNICKA-JAWORSKA, 2021; CIAMPI; GORDINI, 2008; ALTMAN, 2000, 2002.

Na Figura 2, o campo em destaque evidencia a oportunidade de aplicação do modelo. As curvas sinalizadas em azul e verde, apontam respectivamente a quantidade de empresas e o nível de publicação de dados financeiros estruturados em relação ao respectivo tamanho (CHAI *et al.*, 2019; PTAK-CHMIELEWSKA; MATUSZYK, 2018; CHI; ZHANG, 2017; CIAMPI; GORDINI, 2008; CRAIG; JACKSON; THOMSON, 2007). Depreende-se destas curvas a grande quantidade de empresas de pequeno e médio porte no país e, por conseguinte, a baixa quantidade de empresas de grande porte. Somado a isso, enquanto estas organizações conseguem estruturar e disponibilizar dados financeiros fidedignos à sua realidade e como instrumento de visibilidade e avaliação, a grande maioria do público empresarial brasileiro, formado por pequenas empresas, não avança dessa forma, tornando o processo de análise financeira mais complexo e demandante de ferramentas mais bem estruturada e direcionadas.

De forma complementar, a questão regional está permeada na dinâmica das organizações e especialmente na sua relação com o meio. Nesse sentido, a temática que se pretende absorver na avaliação proposta e no modelo de predição de falência a ser construído é considerar a semelhança de comportamento que a proximidade geográfica ou a semelhança regional confere às organizações (RICO; CANTARERO; PUIG, 2021).

**Figura 2.** Observações de mercado *versus* características das empresas.



**Fonte:** adaptado de RICO; CANTARERO; PUIG (2021); CHAI *et al.*, (2019); PTAK-CHMIELEWSKA; MATUSZYK, 2018; CHI; ZHANG, 2017; CIAMPI; GORDINI, 2008.

Diante do exposto, tem-se apresentada a aplicabilidade do tema em termos de mercado (Figura 2), considerando a abordagem à maior parte das empresas e o suprimento da lacuna de ausência de dados, concomitante à atualização do modelo com variáveis regionais, não financeiras e segmentadas afim de alcançar um modelo eficiente e completo para a predição de falência do varejo alimentar brasileiro.

O resultado que se espera a partir destas discussões é a geração de um modelo de previsão de falências atualizado e que esteja pautado em critérios não financeiros, capaz de gerar um rating e, assim, classificar adequadamente as empresas de pequeno e médio porte do varejo supermercadista do mercado brasileiro, no que tange ao risco de falência.

Para construir um modelo não financeiro para previsão de falências das empresas do setor varejista alimentar brasileiro a partir de seus indicadores operacionais e regionais buscar-se-á a identificação de variáveis operacionais relevantes para a análise e classificação destas empresas, visando avançar na recomendação de atualização e diferenciação de modelos, incorporando o viés de regionalidade.

## **2.5. Considerações Finais**

Este ensaio foi construído com vistas a aprofundar na discussão teórica acerca da técnica de previsão de falências empresariais. Estruturada de forma mais definida nos anos 1960, passou a ser consolidada e teve a sua demanda ratificada a partir dos anos 1980 face ao desenvolvimento das empresas enquanto entidades financeiras, tomadoras no mercado e geradoras de informações. Adicionalmente, no âmbito externo às empresas, o cenário econômico corroborava a necessidade do entendimento a fundo do comportamento financeiro empresarial e das características que poderiam definir ou não o caminho do incumprimento dos acordos de crédito.

Ainda que as evoluções conjunturais tenham contribuído para o uso dos modelos de previsão de falência, elas exigiram dos mesmos uma inevitável evolução: na forma de processar os dados coletados e, para isso, com advento de tecnologia e de avanços estatísticos; e na forma de coletar os dados, extravasando as barreiras contábeis e oportunamente considerando os efeitos diversos do ambiente, setor e aspectos operacionais nas organizações. Os modelos também caminharam com o cômputo de dados não financeiros, alcançando aspectos por exemplo relativos ao gerenciamento empresarial.

Se contemplar tais efeitos potencializa o poder preditivo dos modelos, contextualizar a nível regional, criando diferenciações ou entendendo as particularidades e contemplando-as como métricas de avaliação também se mostrou adequado e necessário na avaliação da probabilidade de falência.

Destarte, torna-se explícito e com o devido respaldo na literatura o potencial de uso das ferramentas de previsão de falência. Além disso, os estudos acerca do tema indicam lacunas cujo atendimento potencializa o emprego destas técnicas mesmo que supridas individualmente. Como proposta de um avanço combinado, estudar a regionalidade e expandir o tratamento de dados para aqueles além dos evidenciados nos relatórios contábeis se mostra adequadamente formatado à incorporação das empresas de pequeno e médio porte neste tipo de análise, nas quais elas comumente deixam de ser contempladas.

Oportuno e interessante ao mercado brasileiro, cuja regionalidade se expressa nas diferenças culturais, logísticas e de desenvolvimento de um país continental; em que a maioria considerável de empresas é de pequeno e médio porte e onde as nuances econômicas frequentemente perturbam o cenário demandando acurácia, atenção e iniciativa dos agentes participantes.

Adicionalmente, a pesquisa é importante para a região de abrangência do PPGA dadas as suas características geográficas e a consequente importância e vantagem logística, com atacados, instituições financeiras, agentes individuais e sobretudo diversos varejos aqui localizados, os quais além de contemplados na análise podem se valer dos resultados obtidos na mesma.

Postas aqui a apresentação as discussões teóricas e a indicação das lacunas presentes no tema, os capítulos a seguir trabalham de forma prática aspectos inerentes e pertinentes da pesquisa. No primeiro ensaio empírico – capítulo 3 – está discutida, com o devido respaldo de contextualização e teorias, a atualização dos modelos de previsão de falência o qual, acabou por se traduzir em um modelo com nova configuração, mas sem prejuízo de contemplar as mesmas categorias de risco. A partir deste estudo ficaram evidenciados os ganhos advindos da atualização temporal dos modelos, bem como de sua aplicação focada em segmentos específicos.



## **CAPÍTULO 3: PREVISÃO DE FALÊNCIA NO VAREJO ALIMENTAR BRASILEIRO, À LUZ DAS CATEGORIAS DE RISCO DO MODELO DE ALTMAN**

### **3.1. Introdução**

#### **3.1.1. Contextualização**

Embora se saiba o efeito devastador das falências (BHARGAVA; DUBELAAR; SCOTT, 1998) e que as mesmas não ocorrem repentinamente (HAM BRICK; D'AVENI, 1988; ALTMAN; HOTCHKISS, 2006), reconhecer quem corre o risco de se tornar um mau devedor, isto é, um potencial inadimplente, não é fácil (FODOR, 2023).

A oferta de crédito é fator decisivo no estímulo à geração de emprego, renda e para o crescimento do país (LIMA, PAULINO, FÁVERO, 2024) e, para o correto funcionamento deste processo, é preciso atenção à necessidade prática do mercado no que tange à avaliação da solvência e determinação do risco das empresas tomadoras de empréstimos. Para este fim, propôs-se a análise a partir de indicadores contábeis e com vistas a predizer a insolvência empresarial (ANDRADE, LUCENA, 2018).

A detecção de falência é um problema emocionante (PEREIRA; MARTINS, 2015) e deve ser estudada de forma sistemática a fim de serem identificadas tendências anteriores ao fato (MASDIANTINI; WARASNIASIH, 2020; ANDRADE; LUCENA, 2018); tomadas medidas corretivas; e para minimizar o seu impacto (HAM BRICK; D'AVENI, 1988). A previsão de falência é benéfica e importante, pois propicia a implementação de ações que possam evitá-la ou impedi-la (PANG; KOEL, 2013).

A competitividade, o desempenho e a estabilidade financeira são especialmente difíceis de serem atingidos na economia moderna (GAVUROVA *et al.*, 2022). Para além disso, o desafio empresarial deve superar a busca pela continuidade dos negócios e avançar em atualização e inovação, garantindo capacidade para o enfrentamento de ocorrências diversas no mercado (GITHAYONI, ARDINA, WIJANA, 2022). Por mais que haja êxito nesses processos, as companhias ainda estão sujeitas a períodos de instabilidade financeira, os quais, ocasionalmente, podem afetá-las e comprometer a sua perenidade (ALTMAN; BAIDYA; DIAS, 1979).

Conquanto não haja compreensão clara dos fatores que contribuem para a deterioração e conseqüentemente para a falência empresarial (LUKASON, 2013), não se pode negar que tal processo decorre de eventos internos, externos ou de ambas as naturezas (ALTMAN;

HOTCHKISS, 2006). Falhas na condução operacional; sistema de decisão sem a devida competência; concorrência acirrada; escassez de matéria prima; alteração nos preços ou na demanda; e eventos macroeconômicos são exemplos de nuances destas duas esferas (WAHYUNINGSIH, VENUSITA, 2022) que podem culminar no evento da falência. Adicionalmente, os autores Lee e Choi (2013) destacam que a falência pode acontecer em qualquer organização, justamente face ao fato de o ambiente de negócios estar cada vez mais sujeito à incerteza e concorrência.

Dado que os problemas financeiros podem ser detectados antes da insolvência ou falência empresarial (WU; MA; OLSON, 2022), a previsão, mesmo tendo gerado investigações diversas (ROQUE, CARRERO, 2022), tem como um dos seus objetos a centralidade de análise em empresas com dificuldades financeiras (PACHECO *et al.*, 2022), buscando incluir variáveis do ambiente econômico (BEGOVIĆ, TOMAŠEVIĆ, ERCEGOVAC, 2022) e identificar a relação entre o evento em si e índices financeiros que possam detectar o risco de sua ocorrência (LEE, CHOI, 2013).

Dentre os desafios postos aqui e que, na visão de Platt e Platt (2002) tornam o tema pouco explorado, estão a dificuldade de definir objetivamente o momento em que a empresa entra em dificuldades e determinar as variáveis correlacionadas com o fracasso empresarial (ANDRADE, LUCENA, 2018).

A combinação e a diversidade de índices financeiros devem ser empregadas como ferramenta que permita o conhecimento da situação da empresa, de modo a alertar a ocorrência da quebra empresarial ou de minimamente antecipar a possibilidade da mesma (WAHYUNINGSIH, VENUSITA, 2022). Os modelos construídos a partir disso e o seu emprego para o monitoramento e a avaliação da saúde financeira têm se configurado importante área da ciência e da prática empresarial (GAVUROVA *et al.*, 2022), e têm sido alvo da discussão, à luz do risco de crédito, sob a ótica de diversos teóricos (ANDRADE, LUCENA, 2018).

A presença do tema na literatura aumenta e se faz necessária mediante a constatação de alguns eventos. Em primeiro lugar, ainda que, na prática, a falência seja um evento de baixa frequência quando avaliado em relação à totalidade das empresas (SITUM, 2014), no âmbito nacional, Lima Paulino e Fávero (2024) destacam dados da Serasa Experian indicando a alta de 50% no número de pedidos de recuperação em um único mês – entre julho e agosto de 2021. Além disso, do ponto de vista global, eventos de destaque tal como os colapsos da Enron e do banco americano “Lehamn Brother’s” sequenciaram catástrofes monetárias que afetaram tanto países desenvolvidos, como as economias emergentes (MANSOURI; NAZARI;

RAMAZANI, 2016) e, por conseguinte, culminaram em uma revolução no sistema de detecção e prevenção de falências (LEE; CHOI, 2013). Na visão de Altman e Saunders (1998), a partir dos anos 1980, houve um aumento estrutural do número de falências a nível mundial. Tal evento, somado ao aumento da exigência de qualidade; competitividade nas margens nas operações de crédito e à queda nos valores dos ativos reais em muitos mercados, impactando o valor das garantias ofertadas, alavancaram a importância da medição e da predição de falências.

Em segundo nível, o avanço expressivo nas pesquisas acerca da previsão de falências tanto por parte dos acadêmicos como profissionais da área nesse intervalo responde a estes eventos (WU; MA; OLSON, 2022; LEE, CHOI, 2013; ALTMAN; SAUNDERS, 1998), tendo os seguintes fatos apontados na literatura como propiciadores do feito: os avanços na área de contabilidade e finanças a partir dos anos 1930, com destaque para as normatizações e padronizações das informações financeiras (PEREIRA, MARTINS, 2015); maior disponibilidade de dados (LEE, CHOI, 2013); avanços tecnológicos com maior capacidade de processamento de dados (PEREIRA; MARTINS, 2015), propiciando aprimoramento nas técnicas de predição, para métodos de alerta mais sofisticados (WU; MA; OLSON, 2022; PEREIRA; MARTINS, 2015; LEE, CHOI, 2013; ALTMAN; SAUNDERS, 1998).

Diante de mudanças importantes no curso da previsão de falência, Fodor (2023) destaca como resultado a grande quantidade de literatura sobre a previsão de falências corporativas que temos hoje. Pantoja-Aguilar *et al.* (2021), mencionam que a história da avaliação de uma empresa utilizando índices financeiros já tem mais de um século, contudo, para a estimação da probabilidade de falência, a análise se estruturou a partir das primeiras décadas do século XX. Para Fodor (2023), a pesquisa direcionada especificamente para a previsão de falências ainda não atingiu cem anos de história.

### **3.1.2. Proposta de Pesquisa**

Várias são as definições de falência disponíveis (IQBAL *et al.*, 2022). Dentre as tais, tem-se que a falência é uma condição em que a empresa não consegue mais administrar seus negócios ou uma situação em que a gravidade das dificuldades financeiras enfrentadas compromete seu correto nível de operação (SARI *et al.*, 2022). Seja mediante o que o conceito apresenta, ou mesmo pelo que se sabe acerca da gestão financeira, a falência pode ser evitada quando a empresa tem conhecimento e gestão sobre o seu desempenho financeiro, abrangendo dívidas, ativos e resultado (WAHYUNINGSIH, VENUSITA, 2022) ao longo do

tempo, isto é, desencadeando a continuidade destas avaliações e com modelos apropriados (GAVUROVA *et al.*, 2022).

A análise de falências é um método para determinar a situação financeira da empresa usando um modelo de previsão de falências (WAHYUNINGSIH, VENUSITA, 2022). Os estudos com esta finalidade são estruturados a partir da busca de semelhanças entre empresas que tenham chegado à falência e o fazem com vistas a auxiliar a reestruturação das empresas de forma que não seja necessário a ocorrência de tal fato (LIMA, PAULINO, FÁVERO, 2024).

Dessa forma, e sobretudo com a necessidade de modelos adequadamente desenvolvidos para a correta previsão de falências, cita-se, em primeiro nível, o fato de que são limitadas as pesquisas sobre a previsão de falências em países emergentes (PANTOJA-AGUILAR *et al.*, 2021). Embora na escala internacional modelos tenham sido desenvolvidos em mais de 25 países (ALTMAN; SAUNDERS, 1998), cada país tem regras e diretrizes específicas acerca da gestão dos negócios e da definição de falência, não sendo consenso a mesma pelos pesquisadores (PARK, 2012), de forma que a seleção da amostra influencia, portanto, nos resultados estimados (IQBAL *et al.*, 2022); nas diferentes variáveis de previsão de falência que os autores identificam; e nos modelos definidos (PANTOJA-AGUILAR *et al.*, 2021).

Estas particularidades suscitam como oportuna a busca por variáveis que possam ser exploradas nas condições dos mercados emergentes, confirmando o seu poder preditor e sua precisão na estimativa prévia da falência (PANTOJA-AGUILAR *et al.*, 2021).

Além de se tratar de um mercado emergente, no Brasil, as micro e pequenas empresas (cujo faturamento anual não ultrapassa R\$4,8 milhões) são extremamente representativas. Juntas, elas representaram 30% do Produto Interno Bruto (PIB) brasileiro em 2022, atingiram três trilhões de reais de faturamento, e geraram, aproximadamente, 78% dos empregos no país (FRANCISCO *et al.*, 2024). Seja no Brasil, na América como um todo, ou mesmo na China, onde as pequenas empresas notoriamente são expressivas nestes indicadores, elas se tornam a força dominante no desenvolvimento social e econômico (YU; CHI; JIANG, 2019).

Essas empresas estão sujeitas a restrições comerciais e têm disponibilidade limitada de capital financeiro, humano e material (PAPÍK; PAPÍKOVÁ, 2023). Além disso, com âmbito de vendas estreito e baixa participação de mercado, dependem do desenvolvimento econômico das regiões onde estão localizadas. As dificuldades que elas têm na obtenção de financiamento, principalmente devido às suas classificações de crédito, ausência de informações ou assimetria nas mesmas, restringem seu crescimento, num contexto em que os

bancos não fornecem ou limitam seu crédito devido a questões de controle de risco (CHAI *et al.*, 2019; YU; CHI; JIANG, 2019).

Para Pacheco *et al.* (2022), quando o ambiente empresarial é majoritariamente composto por empresas de pequeno e médio porte, a análise dos fatores que determinam a probabilidade de insucesso destas empresas é imperativa. Nesse contexto, a literatura aponta que a classificação de crédito para pequenas empresas foi implementada em meados da década de 1990 pelas instituições financeiras (BERGER; FRAME, 2007) e, além disso, atualmente há estudos que se atentam à avaliação de risco de crédito para as pequenas empresas (CHI; ZHANG, 2017; CIAMPI; GORDINI, 2013; MIJID; BERNASEK, 2013).

Todavia, esta avaliação é limitada e a classificação de crédito dificultada, sendo especialmente difícil e complicada, justamente por estas empresas ainda carecerem de informações padronizadas e robustas (YU; CHI; JIANG, 2019). Os bancos se deparam com dificuldades na avaliação e precisão do risco de crédito (CHAI *et al.*, 2019), de frente à fraca robustez dos resultados e a má qualidade dos dados financeiros reportados (PACHECO, 2015).

Há pouca investigação sobre o risco de crédito das pequenas empresas, quanto mais, pelos seus setores, sejam eles atacadistas ou varejistas (CHAI *et al.*, 2019). Pang e Kogel (2013) destacam que a modelagem deve ser desenvolvida para cada setor. E é especificamente a esse respeito que se cita aqui o setor varejista, importante e abrangente no mercado nacional, contemplando 1,3 milhões de empresas e mais de 8,5 milhões de trabalhadores (SARAIVA, 2020).

Este segmento teve o seu desempenho afetado de forma relevante desde a década de 90, vendo a redução das margens (BHARGAVA; DUBELAAR; SCOTT, 1998); o crescimento dos custos com aluguel e salários (SARI *et al.*, 2022); e o aumento na concorrência, seja pela concentração e consolidação no mercado, ou pelo acirramento da informalidade; o declínio no poder de compra do público e a consequente perda de vendas, clientes e do lucro, ao ponto de descerrar o processo de falência (MARGININGSIH, 2022; SARI *et al.*, 2022; COLLINE, 2020; BHARGAVA; DUBELAAR; SCOTT, 1998).

A falência começa com as dificuldades financeiras (COLLINE, 2020) e diante destas, notou-se aumento (DUNCAN, 1993) abrangendo o setor varejista a nível internacional (BHARGAVA; DUBELAAR; SCOTT, 1998).

Entender a causa da falência no varejo passou, portanto, a ser uma questão importante no mercado e na literatura (SARI *et al.*, 2022), se valendo de funções discriminante específicas, especialmente quando estas empresas são vitais para a economia nacional (PANG;

KOGEL, 2013). Embora seja possível avançar nessa questão com a coleta de dados a partir das demonstrações financeiras das empresas do setor varejista (MARGININGSIH, 2022) e, além disso, haja oportunidade de aprendizado com a gestão exercida nesse ambiente, mesmo com agentes das áreas de contabilidade, finanças, ciência organizacional e marketing estudando as falências, foram poucas as abordagens dedicadas ao setor varejista, o que se torna surpreendente, sobretudo pela dimensão e o número de falências verificadas (BHARGAVA; DUBELAAR; SCOTT, 1998).

O presente contexto, indica, portanto, como lacuna de pesquisa o aprofundamento na análise de modelos de falência aplicados a empresas, cujas demonstrações financeiras não sejam publicadas, ressaltando a importância de novos conhecimentos e achados como direcionamento a estas empresas (PANTOJA-AGUILAR *et al.*, 2021).

Para tanto, e como forma de contribuição, este capítulo tem como objetivo construir um modelo de previsão de falências atualizado a partir dos dados financeiros das empresas do setor varejista alimentar brasileiro.

A forma de trabalho adotada foi a partir da replicação do artigo de Wu, Ma e Olson (2022) cuja proposta é a apresentação de um novo modelo híbrido, que combina o Z-Score e a rede neural MLP-ANN, para alerta empresarial. O estudo, além de recente e publicado em uma revista qualificada e de alta visibilidade para o tema, tem como diferencial inovador a integração das ferramentas metodológicas, com vistas à avaliação das empresas listadas no mercado acionário chinês. Os resultados dessa construção integrada são positivos, sendo a taxa média de acerto da rede neural híbrida de 99,40%, superior à do modelo Altman Z-score (86,54%) e do método de rede neural pura (98,26%) (WU; MA; OLSON, 2022).

Enquanto o artigo contempla o mercado chinês, como ineditismo apresentado nesta pesquisa, buscou-se a replicação do método híbrido ao mercado brasileiro, concentrando a análise em empresas não listadas e com ênfase no segmento varejista alimentar.

Quanto mais cedo os sintomas forem detectados, melhor para a gestão atuar nas melhorias necessárias, mitigando o risco de falência empresarial (SARI *et al.*, 2022), por outro lado, a aplicabilidade dos modelos é feita sob um curto horizonte de tempo (PACHECO *et al.*, 2022) sendo que, entre dois e cinco anos de antecedência, é possível obter os alertas que os modelos de predição de falência preconizam (MASDIANTINI; WARASNIASIH, 2020). Face a estas características, busca-se, com o desenvolvimento deste trabalho, ter um modelo atualizado a partir do desenvolvimento base feito pelos autores chineses.

Acerca das técnicas empregadas, ambas são de notoriedade e relevância na literatura de previsão de falência, justificando, portanto, o seu emprego nesta pesquisa. O modelo de

pontuação Z-Score é viável e um bom indicador para medir o desempenho e as dificuldades financeiras das empresas (ROQUE; CARRERO, 2022; SUDIYATNO; PUSPITA SARI, 2010). Os autores Wu, Ma e Olson (2022) mencionam o Z-score e as redes neurais no formato MLP-ANN estão as técnicas de modelagem promissoras para este fim.

Replicar o modelo chinês com o emprego de uma rede neural se alinha com o que foi desenvolvido no texto base e permanece viável, ainda que suscite questionamentos acerca do funcionamento e da composição do método, visto a mudança que assumiria quando processado a partir da rede. Enfatiza-se, a esse respeito que o objetivo primário de um modelo de alerta precoce (*early warning*) é a sua acurácia. Dessa forma, entre a escolha da ferramenta de fácil compreensão e a assertividade de um mais complexo, mas não por isso menos replicável, é preferível ter um alerta preciso, em detrimento de uma sinalização errada, mesmo que transparente.

Em segunda instância, cabe ainda considerar o advento de ferramentas que ajudam a melhorar a compreensão do funcionamento das redes neurais, dentre as quais *Explainable AI* (XAI); SHAP (*SHapley Additive exPlanations*) ou LIME (*Local Interpretable Model-agnostic Explanations*), que podem ser aplicadas para interpretar as previsões da rede neural, revelando quais variáveis foram mais influentes para uma determinada classificação.

Em meio à complexidade e diversidade financeira das unidades de negócios, deve existir instrumentos que permitam avaliação do desempenho financeiro e, nesse sentido, o modelo do Z-Score, desenvolvido por Altman (1968) é uma ferramenta eficiente e precisa que se vale dos dados contábeis reportados através de relatórios financeiros para a medição do risco de insolvência financeira e medição das condições e tendências de desempenho financeiro, com a ressalva de que, para tal, faz-se necessária a identificação e devidas tratativas quanto a fatores exógenos e/ou endógenos (ROQUE; CARRERO, 2022).

Os autores Pantoja-Aguilar *et al.* (2021) destacam a necessidade de mais pesquisas sobre o modelo do Z-Score, especialmente aplicado ao contexto de países emergentes, focado em grupos empresariais e calibrado à realidade de cada país. Dessa forma, o que se busca neste trabalho é refinar o modelo de Wu, Ma e Olson (2022), mantendo a recomendação proposta de diferenciação conforme segmento de atuação (CHAI *et al.*, 2019; CIAMPI; GORDINI, 2008), focando na análise do varejo alimentar.

Cabe considerar, entretanto, que a constituição da amostra da pesquisa e os dados acessados para sua realização demandaram nova estimativa para os coeficientes aplicados, construir, assim, um modelo preditivo válido para a realidade do varejo alimentar brasileiro.

O modelo criado, segue a análise discriminante e, inspirado nas categorias de risco de Altman, supera a simples adaptação e postula uma nova equação como contribuição ao tema.

### 3.1.3. Justificativas

A previsão e antecedência na percepção das dificuldades financeiras empresariais é de grande valia para a administração (PANTOJA-AGUILAR *et al.*, 2021). Embora não seja uma tarefa fácil, os indicadores da empresa têm o potencial de alerta e sinalização, contribuindo para a organização e utilidade na construção das ferramentas de predição (PANTOJA-AGUILAR *et al.*, 2021; SETIAWAN, 2021). Conhecer as empresas que enfrentam dificuldades financeiras é necessário à administração, aos proprietários da empresa ou às partes externas e pode contribuir para a tomada de decisão ou ação que melhor previna o impacto da falência em uma empresa (GAVUROVA *et al.*, 2022; MARGININGSIH, 2022; WAHYUNINGSIH; VENUSITA, 2022).

Ao passar dos anos, a temática da previsão de falências evoluiu, tanto no estudo dos indicadores relativos ao tema, quanto acerca da complexidade suscitada por ela. Dessa forma, a partir dos anos 1980 o tema extrapolou o universo das instituições financeiras e, mais do que isso, deixou de ser uma análise subjetiva e qualitativa (ALTMAN; SAUNDERS, 1998). Por outro lado, nos anos pós 1990 essa foi uma área de pesquisa que, na visão dos autores Pereira e Martins (2015), mesmo tendo publicações recentes, não sofreu acréscimo relevante em relação àquilo que já se tinha descoberto.

A técnica de previsão de falência e as ferramentas dela decorrentes precisam sobressair à investigação científica e serem aplicáveis na rotina empresarial. Para tanto, as maiores dificuldades relatadas na literatura são com relação à escolha de indicadores e métodos adequados para medição, avaliação e gestão da situação financeira das empresas (GAVUROVA *et al.*, 2022).

Outro ponto que concorre com a qualidade da análise preditiva diz respeito à informação financeira reportada pelas empresas. Seja por questões de insuficiência ou mesmo pela baixa qualidade, os resultados devem ser interpretados com cautela evitando erros nas inferências (PACHECO *et al.*, 2022).

O avanço do tema de previsão de falência também fica comprometido quando a influência dos aspectos internos ou externos é menosprezada ou até mesmo ignorada. Embora nos modelos estatísticos desenvolvidos para a previsão de falências os dados contábeis, financeiros e econômicos tenham presença majoritária, as empresas podem enfrentar falências



financeiras face às suas condições de mercado; da economia; de fatores internos, ou ainda da convivência destes aspectos. Os riscos inerentes à rotina empresarial precisam ser devidamente considerados e tratados, como forma de evitar a falência. As empresas devem ser capazes de prever as suas falhas e considerar medidas corretas através da análise da sua situação atual (AYDIN *et al.*, 2022).

Estes eventos ensejam preocupação por parte dos *stakeholders* em geral (MUÑOZ *et al.*, 2019; YULIASTARY; WIRAKUSUMA, 2014), e por isso se faz necessário analisar a probabilidade de falência das empresas (ROQUE, CARRERO, 2022). A não observância destes fatores direciona à construção de modelos universais criados para condições específicas de determinada economia em determinado período (GAVUROVA *et al.*, 2022). Por desprezarem o impacto do ambiente na organização, não são adequados (GAVUROVA *et al.*, 2022) e se configuram limitação neste tipo de estudo (ANDRADE; LUCENA, 2018) e ponto crítico no desenvolvimento do tema.

Os modelos de previsão genéricos não funcionariam bem em diferentes ambientes nacionais e períodos econômicos e, portanto, existe uma necessidade de ajuste nos modelos de previsão para condições nacionais específicas e para um determinado período (TONG; SERRASQUEIRO, 2021), de forma que sua precisão não seja afetada (LIMA; PAULINO; FÁVERO, 2024; PAPIK; PAPIKOVÁ, 2023; BEGOVIĆ; TOMAŠEVIĆ; ERCEGOVAC, 2022).

Sobre estes aspectos, em primeiro lugar destaca-se, em linha ao proposto, a não suficiente atenção prestada à previsão da falência de empresas que operam em mercados emergentes (BEGOVIĆ; TOMAŠEVIĆ; ERCEGOVAC, 2022).

Além disso e, especificamente a respeito do período, é oportuno ratificar, sobretudo quando a questão econômica; as mudanças nos relatórios financeiros ou mesmo no ambiente legislativo foram impactadas e trouxeram alterações relevantes para as organizações face à recente crise da COVID-19. Devido a estas circunstâncias, o desempenho dos modelos de previsão de falências existentes poderá ter piorado, em linha com o desempenho significativamente mais fraco observado durante os períodos de crise (PAPIK; PAPIKOVÁ, 2023). Essa perda no poder de previsão demanda a reavaliação e recalibragem nos modelos, haja visto lidar com falências que foram inesperadas e muito provavelmente causadas pela crise (PAPIK; PAPIKOVÁ, 2023).

O estudo da previsão de falência também se justifica sob o âmbito dos setores analisados. Lee e Choi (2013) destacam em sua pesquisa a preocupação de investidores e credores no que tange à precisão do estudo de falência para os diferentes segmentos

empresariais. Os autores sinalizam que é necessário construir modelos de previsão específicos para produzir resultados mais precisos e interpretáveis.

Especificamente com relação ao segmento varejista – objeto de análise nesta pesquisa – a competitividade crescente e o grande número de falências deste setor, além da dimensão e impacto das mesmas, demandam uma revisão acerca da capacidade de prever a dificuldade financeira destas empresas (BHARGAVA; DUBELAAR; SCOTT, 1998). Além de o alerta precoce ser especialmente importante para setor varejista (BHARGAVA; DUBELAAR; SCOTT, 1998), a pesquisa não direcionada pode gerar confusão nos resultados e interpretações. Essa foi a conclusão de Altman, Haldeman e Narayanan (1977) quando citaram que a inclusão das empresas varejistas no modelo de previsão de falência feito para as empresas fabricantes (indústrias) afetou negativamente seus resultados. Além disso, na pesquisa de Altman e Levallee (1981) as empresas mal classificadas no modelo construído foram majoritariamente do setor varejista.

Além do comprometimento nos resultados, a segmentação da pesquisa focando no varejo é também uma lacuna em relação à ocorrência de trabalhos disponíveis. Os autores Bhargava, Dubelaar e Scott (1998) destacam que, apesar da quantidade de falências ocorridas no setor, apenas três estudos examinaram falências neste setor e que, pela quantidade, as diferenças entre eles levantam mais questões do que se propunham a resolver.

Por fim, avaliar a previsão de falências é oportuno quando se pensa no potencial agregador que o tema tem. Tamanho é um fator que afeta a chance de sobrevivência das empresas (KENNEY; LA CAVA; RODGERS, 2016; BEAVER; MCNICHOLS; RHIE, 2005). Suas dificuldades financeiras são afetadas por inúmeros fatores, sejam eles internos ou externos (VOCHOZKA, VRBKA, SULER, 2020). Exemplos disso, são as dificuldades que estas empresas lidam, até mesmo na captação de recursos humanos mais competentes, uma vez que não oferecem a mesma possibilidade de progressão ou realização pessoal que as organizações de maior dimensão (LEVRATTO, 2013). Na pesquisa de Pacheco *et al.* (2022), os resultados sinalizaram que as empresas médias quando falidas, apresentaram uma estrutura financeira muito mais enfraquecida quando comparada às ativas, a ponto de os autores sinalizarem que a falência seria uma consequência inevitável.

Além disso, as pequenas e médias empresas enfrentam mais obstáculos financeiros do que as demais (STEHLE; HORAK; KRUCKICKY, 2021; CIVELEK *et al.*, 2020; CIVELEK *et al.*, 2021; DERINDAG; LAMBOVSKA; TODOROVA, 2021; KLJUCNIKOV *et al.*, 2021) e, portanto, carecem de capacidade financeira e apoio dos credores para lidar com períodos econômicos mais agressivos (LEVRATTO, 2013). A vulnerabilidade destas empresas é maior

(METZKER *et al.*, 2021; BELAS *et al.*, 2020) e, portanto, quanto menor o tamanho da empresa maior a chance de inadimplência (KHAN *et al.*, 2020; PSARSKA; HASKOVA; MACHOVA, 2019; LEVRATTO, 2013).

Quando disponível, o crédito das pequenas e médias empresas é menor do que o ofertado às grandes companhias (DUARTE; GAMA; GULAMHUSSEN, 2018; CIAMPI, 2017), em linha com o *trade-off* de risco e retorno, de acordo com o qual, as instituições financeiras estimam uma taxa mais elevada para os empréstimos que solicitam quando as empresas são menores (ROQUE; CARRERO, 2022).

A própria disponibilidade de dados para as pequenas empresas pode ser um obstáculo neste contexto (WU; MA; OLSON, 2022). Seja por atraso na divulgação, por hesitação ou mesmo pelas ocorrências decorrentes de crises econômicas, tais empresas, uma vez que não reportam necessariamente de acordo com as normas internacionais e nem têm a obrigatoriedade de auditoria externa, são especialmente alvos e/ou agentes no gerenciamento de resultados, e suas diferentes formas impactam significativamente a qualidade da informação contábil, ocasionando a diminuição no valor dos registros financeiros (PAPÍK; PAPÍKOVÁ, 2023).

Ante a isso, é difícil estabelecer qual variável terá maior impacto em uma boa classificação de risco de insolvência (ROQUE; CARRERO, 2022). Os modelos de previsão de falência convivem com uma menor capacidade explicativa das falências para este tipo de empresa, resultado da baixa qualidade da informação financeira transmitida por elas e inviabilizando uma análise criteriosa e a obtenção de resultados robustos (PACHECO, 2015).

Quanto a recorrer ao Z-Score como base, ponderou-se que tal modelo é útil na análise da condição atual da empresa por parte da gestão e ajuda a determinar o desempenho financeiro, no sentido de auxiliar na previsão da insolvência. Além disso, o modelo não exige conhecimentos robustos para sua aplicação e interpretação e pode, portanto, ser utilizado como ferramenta preditiva de insolvência empresarial por analistas financeiros (ROQUE; CARRERO, 2022).

#### **3.1.4. Contribuições e estrutura**

O objetivo deste trabalho é construir um modelo de previsão de falências atualizado com o emprego de dados financeiros de empresas do setor varejista alimentar brasileiro. A partir da proposta, são almejadas contribuições práticas, teóricas e sociais.

O estudo da falência alerta e detecta precocemente áreas de fraqueza na empresa e, sob a perspectiva prática, já se mostrou válido e oportuno nos últimos 30 anos, com vistas a evitar o elevado custo da falência (GARCIA, 2022); as enormes consequências de um fracasso financeiro (GAVUROVA *et al.*, 2022); além de contribuir diretamente na eficiência e economia na indústria de crédito, na medida em que se alcança melhor precisão nos modelos e aumento na taxa de cobrança de dívidas (LEE; CHOI, 2013; WEST; DELLANA; QIAN, 2005).

Não apenas pela eficiência, mas pelos princípios da dinâmica da concessão de crédito e pelas premissas envolvidas, diferenciar o risco entre as empresas é essencial, pois sinaliza ao mercado as empresas mais arriscadas para se fazer negócios (ROQUE, CARRERO, 2022), mantendo-se a importância de se emprestar a clientes com baixo risco de reembolso (FODOR, 2023).

Os insumos, resultados, análises e diagnósticos acerca da previsão de falências têm utilidade e aplicabilidade elevada por parte de governos, investidores, acionistas, auditores, gestores, credores, proprietários ou quaisquer outras partes interessadas, auxiliando-os na tomada de decisões e condução de medidas estratégicas de reestruturação, internas e externas para garantir a sobrevivência e o futuro desenvolvimento da empresa; evitarem perdas; ou mesmo diminuir os danos decorrentes de eventual insolvência (GAVUROVA *et al.*, 2022; PACHECO *et al.*, 2022; WAHYUNINGSIH; VENUSITA, 2022; PANTOJA-AGUILAR *et al.*, 2021; COLLINE, 2020; ALTMAN *et al.*, 2017; LEE, CHOI, 2013; KIM; GU, 2006; BHARGAVA; DUBELAAR; SCOTT, 1998).

Wahyuningsih e Venusita (2022) destacam em sua pesquisa na Indonésia que a investigação sobre a previsão de falências para empresas varejistas ainda é raramente realizada. Estas, que são empresas com naturezas distintas e atuam em setores diferentes ainda estão sujeitas a prazo de empréstimos diferentes, reforçando não ser adequado avaliar o risco de crédito para todas as empresas que utilizam o mesmo sistema de classificação de crédito (CHAI *et al.*, 2019).

A previsão do insucesso através de medidas preventivas ou corretivas, especialmente por parte das empresas, contribui significativamente na rotina financeira, científica e de gestão, e sua importância, juntamente com a avaliação da atividade empresarial, é crescente. Nesse sentido, os modelos de previsão de falência chegam ao papel de ferramenta de auditoria pelos próprios gestores empresariais (AYDIN *et al.*, 2022).

Especificamente em relação à proposta desta pesquisa, a contribuição estimada é no âmbito de prover uma ferramenta simples, atual e eficaz na sinalização do risco de

inadimplência, permeando um segmento relevante na economia nacional e um público de empresas massivamente presente no país.

Sob o ponto de vista de contribuições sociais, a pesquisa acerca da estimativa de falência empresarial se constitui um sistema necessário para manter o bem-estar social. (WU; MA; OLSON, 2022). A continuidade empresarial é de interesse da sociedade como um todo (ESPINOSA, 2013) e, nesse sentido, os diagnósticos acabam assumindo importância destacada e se constituem um importante instrumento para ações corretivas e determinantes no futuro das organizações (ALMEIDA; CARVALHO; ALMEIDA, 2016).

Especificamente sobre as pequenas empresas, além de terem características distintas das grandes corporações, exercem importante papel no desenvolvimento econômico, sendo necessário um sistema de avaliação de risco de crédito específico para elas (CIAMPI; GORDINI, 2013). Dessa forma, os modelos de avaliação preventiva e o diagnóstico antecipado do risco de falência, ao fornecer referências para a tomada de decisões sobre empréstimos, evitam perdas para os credores e, conseqüentemente, estimulam o financiamento, aliviando as dificuldades enfrentadas por estas empresas, contribuindo para o desenvolvimento saudável da sociedade (YU; CHI; JANG, 2019).

Avaliar a saúde financeira das entidades empresariais através de modelos preditivos é uma área importante na prática das entidades empresariais, mas também na investigação científica (GAVUROVA *et al.*, 2022). Mesmo com os vários trabalhos já estruturados sobre o tema, existem problemas perenes na teoria de previsão de falências. Dentre os maiores destes, estão escolha de indicadores e métodos adequados para a construção dos modelos e, conseqüentemente, medir, avaliar e gerir a situação financeira empresas (GAVUROVA *et al.*, 2022). Ainda que a construção e as variáveis não sejam questão absoluta na teoria, já se sabe a respeito da inadequação de modelos universais para tal fim (GAVUROVA *et al.*, 2022), havendo oportunidade de melhora do modelo mediante estimativa específicas do país (PRASETIVANI; SOFVAN, 2020; PANIGRHI, 2019; FITO; PLANA-ERTA; LLOBET, 2018; ALTMAN *et al.*, 2017; XU; ZHANG, 2009).

O efeito cronológico e as mudanças econômicas e sociais implicam na necessidade de alterações nos modelos existentes, demandando uma nova calibração para melhor desempenho e redução nos erros de classificação (PANTOJA-AGUILAR *et al.*, 2021). Nesse sentido, além da observância a aspectos locais, temporais e econômicos, a segmentação regional, a setorização e outros dados qualitativos podem alargar as pesquisas, especialmente com a divisão da amostra em pequenas, médias e grandes empresas (GAVUROVA *et al.*, 2022).

Em que pese o potencial de contribuição, as pesquisas carecem de modelos de previsão eficazes para indústrias específicas no contexto de um país específico (CHEN *et al.*, 2021), sendo esta a lacuna teórica que se busca suprir com a presente pesquisa.

Além destes aspectos introdutórios apresentados nesta seção do capítulo, o mesmo dispõe ainda da discussão teórica sobre o tema, apresentada na próxima seção; além dos procedimentos, modelos, amostra, variáveis e tratativas metodológicas, apresentadas no quarto tópico. Em seguida são apresentados e discutidos os resultados do capítulo, seguidos pelas considerações finais do trabalho.

### **3.2.Referencial Teórico**

Nesta seção serão abordados os aspectos da teoria a respeito da previsão de falências. Procurou-se, neste tópico, apresentar um detalhamento das obras mais importantes e/ou atualizadas e que tenham relação ao tema. À luz destes trabalhos, também serão abordados e discutidos aqui conceitos e definições relacionados a este assunto.

#### **3.2.1. Conceitos e Definições**

O fenômeno que mostra uma tendência de declínio no desempenho financeiro de uma empresa é definido como dificuldade financeira (SARI *et al.*, 2022; LEWARU; LOUPATTY, 2021). Esse estágio se inicia quando a empresa se torna incapaz de arcar com as suas obrigações e vencimentos, especialmente os de curto prazo, ou não tem fundos disponíveis para tal, o que se constitui um problema de liquidez (TAHU, 2019).

Na literatura, não existe um termo apropriado para designar este cenário das dificuldades financeiras, de forma que cada estudo o caracteriza a partir de uma definição em específico (LINARDI, 2020): lucro operacional líquido negativo durante vários anos (HOFER, 1980; WHITAKER, 1999); fluxo de caixa insuficiente para cumprir as obrigações (CHEN; FRANK, 2020); lucro líquido e valor contábil do patrimônio líquido negativo e consecutivo e a empresa ter sido incorporada (LUCIANA; 2004).

As dificuldades financeiras são a fase inicial do decaimento e se não resolvidas imediatamente, precedem e podem resultar em condições de falência para a organização (SARI *et al.*, 2022). Para os estudiosos ocidentais, a falência é o símbolo da crise financeira (WU; MA; OLSON, 2022) e o único critério para dificuldades financeiras (ALTMAN, 1968). Tanto é esta relação que, Altman e Hotchkiss (2006) destacam entre as quatro terminologias

presentes na literatura financeira para se referir a empresas em dificuldades financeiras, o termo falência. Além deste, insolvência; inadimplência; falência corporativa são exemplos de termos empregados na definição da falência específica da empresa (SPRENGERS, 2005).

Embora falência seja um termo de difícil definição, visto abranger um processo dinâmico (APPIAH, 2011), a literatura apresenta diferentes possibilidades e termos com a tentativa de retratar tal processo e categorizar os problemas econômicos envolvidos (PACHECO *et al.*, 2022). Dentre as várias tentativas de definir a insolvência nas empresas (MUÑOZ *et al.*, 2019), é unânime que tal condição se constitui um estado negativo e indesejado (ROQUE; CARRERO, 2022). A falência é uma condição que indica o insucesso empresarial a respeito da realização de atividades operacionais propostas para a obtenção do lucro (WAHYUNINGSIH; VENUSITA, 2022).

Além da diversidade de definições, Antill (2022) indica existir uma variação no tipo de falência identificada. A primeira delas é o fracasso econômico, que ocorre quando o rendimento da empresa não pode cobrir seu custo total, incluindo o custo de capital. Neste contexto, mediante oferta de crédito por parte de credores ou acionistas, as empresas até conseguem viabilizar a continuidade de suas operações.

A insolvência técnica é outra terminologia, empregada para designar crise de liquidez temporária que pode ser revertida com captação financeira, mas, se não sanada de forma definitiva, preconiza um fracasso econômico e colapso financeiro. Por fim, em termos de falência, técnica e literalmente apresentada, ocorre quando o valor contábil do passivo total exceder o valor de mercado dos ativos da empresa. Esta é uma situação complexa que pode levar à liquidação de uma empresa.

Outros conceitos que margeiam a definição e o contexto de falência nas organizações são: lucro líquido negativo (MAS'UD; SRENGGA, 2012); condição da empresa que, mediante prolongamento dos problemas financeiros, passa por declínio de desempenho, falta de recursos internos, diminuição de lucros até registro de prejuízos, problemas e recursos insuficientes na gestão de seus negócios (SARI *et al.*, 2022); reestruturação da empresa, saída do mercado de ações, interrupção de atividades, redução de pelo menos dois terços no patrimônio líquido, redução de 10% no ativo total ou perdas por anos consecutivos acarretando, no terceiro ano o estado de falência (YAKUT; ELMAS, 2013).

Patrimônio líquido negativo, não pagamento aos credores, falência de títulos, incapacidade de pagar dívidas, descobertos bancários, não pagamento de dividendos preferenciais ou liquidação, também são eventos característicos do estado de falência (KARELS; PRAKASH, 1987; BEAVER, 1966), assim como a liquidação da empresa em

benefício dos credores (DEAKIN, 1972) ou a renegociação e redução de dívidas (BLUM, 1974).

Mediante as definições apresentadas e não apenas por elas, uma empresa pode ser classificada como falida mesmo que normalmente não vá à falência. De outra feita, um negócio pode parar ou fechar, sem que para isso tenha sido considerado um fracasso (ANTILL, 2022). A utilização da classificação de dificuldades financeiras ou mesmo qualquer destes conceitos de forma isolada é o que Balcaen e Ooghe (2006) expõem como ausência de definição concreta e possível arbitrariedade, constituindo uma clara desvantagem nesta avaliação. O que permitiria sanar tais questões seria contemplar a falência do ponto de vista jurídico, mesmo que com diferenças inerentes à legislação de cada país (HAZAK; MÄNNASOO, 2007), mas com uma classificação objetiva a respeito (BALCAEN; OOGHE, 2006; CHARITOU; NEOPHYTOU; CHARALAMBOUS, 2004).

Ainda que o conceito jurídico possa não estar relacionado diretamente ao momento concreto da falência, uma vez que o momento jurídico é diferente do momento real (BALCAEN; OOGHE, 2006), para que uma empresa declare insolvência, ela deve cumprir as leis dos países onde opera e, mesmo que financeiramente já tenham fracassado, somente poderá ter a falência reconhecida quando solicitada a lei de insolvência (ROQUE; CARRERO, 2022). Nesse contexto, é a alta administração quem decidirá quando deverá ser admitido o processo de falência na empresa (ROQUE; CARRERO, 2022).

Em relação a estudos sobre o tema, a sinalização de falência nas amostras pesquisadas foi dada por empresas legalmente falidas e colocadas em liquidação judicial ou que receberam o direito de se reorganizar de acordo com a legislação nacional (PAPÍK; PAPÍKOVÁ, 2023; ALTMAN, 1968); empresas falidas em termos legais, ou seja, empresas que foram legalmente declaradas “falidas” (CHARITOU; NEOPHYTOU; CHARALAMBOUS, 2004; PLATT; PLATT, 1990; ZAVGREN, 1985; OHLSON, 1980; ALTMAN, 1968) e; quando declarada legalmente falida, tendo suspenso seus pagamentos, estiver em processo de reconstrução ou não possuir ativos para saldar sua dívida (JACOBSON; LINDÉ; ROSZBACH, 2013).

O dinamismo do processo de falência contempla um começo com aparecimento de indicadores da má situação financeira da empresa e consequentemente alertas de deterioração e administração (POSTON; HARMON; GRAMLICH, 1994). As demonstrações financeiras descrevem, por meio do processo contábil, a situação financeira de uma empresa em um determinado momento ou período específico (SARI *et al.*, 2022). Sua análise tem um papel relevante na avaliação da condição e das dificuldades financeiras da empresa (COLLINE, 2020), especialmente no que diz respeito aos índices financeiros, a partir dos quais é possível



determinar a não falência ou falência das organizações (AYDIN *et al.*, 2022), sendo eles: indicadores de liquidez, atividade, solvência, rentabilidade e mercado (COLLINE, 2020).

Antecipar a situação financeira da empresa é essencial para a continuidade das operações e escolhas estratégicas (COLLINE, 2020). Somado a isso e à previsibilidade financeira gerada pelos demonstrativos, a falência pode ser antevista através de modelos de previsão de falências (WAHYUNINGSIH; VENUSITA, 2022), os quais consistem em equações matemáticas capazes de identificar empresas na iminência de serem liquidadas ou da insolvência (KARELS; PRAKASH, 1987).

A avaliação preditiva do modelo de falência precisa lidar com as diversas e possíveis causas da insolvência empresarial. Contudo, a construção e a aplicação dos modelos não são perfeitas e lidam com dificuldades inclusive no momento da classificação. Os erros conceituais que podem acontecer na previsão de falência foram categorizados por Beaver (1968), quando o autor sinalizou erros chamados Tipo I, quando uma empresa falida é erroneamente classificada como saudável; e erros do Tipo II, quando o inverso acontece, isto é, uma empresa saudável financeiramente é classificada pelo modelo como insolvente.

Na sua evolução e mediante o incremento de técnicas e dados disponíveis, a pesquisa tem se configurado um trabalho multidisciplinar, extrapolando os conhecimentos contábeis e financeiros e alcançando as esferas de dados matemáticos, estatísticos, computacionais e de programação (PEREIRA; MARTINS, 2015). Todavia, a atividade não se dá por encerrada e, pelo contrário, ainda lida com vários complicadores. Os avanços estatísticos e computacionais, por exemplo, não conduziram a resultados consideravelmente diferentes (PEREIRA; MARTINS, 2015) e; além disso, a globalização e as constantes mudanças no ambiente empresarial são fatores a partir dos quais surge a demanda de atualização recorrente nos modelos, de forma a aumentar a sua previsão e eficácia (GAVUROVA *et al.*, 2022).

Em teoria, a prerrogativa de declarar falência pode ser benéfica à economia em geral, por permitir uma nova oportunidade de obter acesso ao crédito e proporcionar aos credores uma parte do reembolso da dívida, outrora impagável (SARI *et al.*, 2022). Contudo, as consequências deste evento dificilmente são amenizadas ou suplantam o impacto gerado à organização em si e aos seus *stakeholders*. Dessa forma, estudar a falência e prever quando e em quais ocasiões ela poderá ocorrer se constitui um alerta precoce que contribui para a administração agir, evitando que a falência ocorra (SARI *et al.*, 2022).

### 3.2.2. Estudos Seminais

Os estudos voltados para a construção de métricas que permitam a correta avaliação financeira de empresas com vistas à predição da falência empresarial permeiam a literatura de finanças. Na evolução histórica do tema, as duas primeiras décadas do século XX nos apresentam as pesquisas de Wall (1919) realizada com análise dos dados em conjunto à Du Pont Company. De acordo com Horrigan (1968), estes trabalhos estabeleceram a base para a explosão de análise de índices durante a década de 1920, embora não tivessem o foco em tratar tais índices como preditores do fracasso empresarial. Nas análises, os autores trabalharam, respectivamente, com a compilação de sete índices de 981 empresas para um período não especificado, classificando a amostra por setor e localização geográfica e; contemplaram o sistema triangular de lucro, ativos e vendas como base para a análise.

Os primeiros estudos sobre previsão de falências adotaram abordagens estatísticas com base em dados empíricos (LEE; CHOI, 2013). Todavia, inicialmente, os ditos modelos sequer conseguiam assumir propriamente esta classificação, visto buscarem, através de mera comparação e tentativa de correlação entre indicadores, identificar diferença significativa entre empresas falidas e sobreviventes (FODOR, 2023).

A pesquisa sobre a previsão do fracasso empresarial remonta à década de 1930 (WU; MA; OLSON, 2022), quando o tema alcançou o rigor científico (ANDRADE; LUCENA, 2018), com a publicação dos primeiros estudos de análise de índices financeiros como indicadores de falência (PACHECO *et al.*, 2022).

Nesta época as publicações de destaque foram Fitzpatrick (1932), a primeira a utilizar diferentes índices financeiros para prever o evento de falência (BELLOVARY; GIACOMINO; AKERS, 2007), com o autor examinando uma amostra de trinta e oito empresas, incluindo empresas falidas e não falidas (BEAVER, 1968) e Winakor e Smith (1935), que analisaram uma amostra de empresas que tinham passado por dificuldades financeiras entre os anos de 1923 e 1931 (PANTOJA-AGUILAR *et al.*, 2021). Neste trabalho, os autores analisaram 21 índices financeiros contemplando os dez anos anteriores e, mediante a constatação da relevância entre capital de giro líquido e os ativos totais – indicador de fracasso mais preciso e constante, com sinalização começando dez anos antes da ocorrência de dificuldades financeiras – acrescentaram o conceito de impacto das medidas de caixa aos modelos de previsão de falência. Contudo, o fato de o estudo não ter sido estruturado com um grupo de controle (empresas financeiramente saudáveis), foi considerado uma deficiência séria da pesquisa (HORRIGAN, 1968).

Mervin (1942), por sua vez, aplicou um método estatístico analisando um período de onze anos em cinco tipos diferentes de indústrias para analisar empresas fracassadas e não

falidas e se tornou, na visão de Pantoja-Aguilar *et al* (2021), uma das principais contribuições para pesquisas sobre falências de empresas, se caracterizando como o primeiro estudo sério e sofisticado de análise de índices como preditores estatísticos acerca do fracasso empresarial.

Embora as primeiras tentativas de se construir e trabalhar com modelos de previsão de falência tenham acontecido, portanto, na década de 1930 (FODOR, 2023), o tema ainda era pouco significativo até meados dos anos 1960, a partir de quando se tornou um dos principais tópicos de investigação em finanças empresariais (BALCAEN; OOGHE, 2006; DONG; TIAN; CHEN, 2018; DU JARDIN; VEGANZONES; SÉVERIN, 2019; GARCÍA *et al.*, 2019), de modo a gerar, por exemplo, os modelos que estão em uso até os dias de hoje (FODOR, 2023).

Este foi o ponto de partida para as pesquisas relacionadas à falência conduzidas por Beaver e Altman no final da década de 1960 (PANTOJA-AGUILAR *et al.*, 2021), as quais, com um rigor estatístico mais apurado (CANPILLO; SERER; FERRER, 2013), se tornaram precursores internacionais na utilização de técnicas estatísticas no desenvolvimento de modelos relacionados à previsão de insolvência com a utilização de técnicas uni variadas e multivariadas (ANDRADE; LUCENA, 2018; PINHEIRO *et al.*, 2007).

O trabalho de Beaver (1966) é considerado o propulsor dos estudos modernos sobre falências empresariais (PACHECO *et al.*, 2022), a ponto de ser destacado como o início da análise de risco de crédito (LEE; CHOI, 2013). Nesta pesquisa, o autor buscou desenvolver um mecanismo de análise financeira aplicado à previsão do fracasso empresarial (PANTOJA-AGUILAR *et al.*, 2021) e fez o primeiro uso de técnicas estatísticas objetivando a previsão de solvência (MARIO, 2002).

Analisando uma amostra de 158 empresas de grande porte divididas em dois grupos de iguais dimensões, sendo 79 empresas solventes e 79 insolventes, o autor conduziu a primeira análise uni variada, permitindo a definição do ponto crítico para a classificação das empresas em solventes e insolventes (MARIO, 2002), com 90% de precisão na classificação (FODOR, 2023).

A análise uni variada adotada aqui pelo autor, consistia, na verdade no método estatístico da análise discriminante uni variada e, com ele, o autor inaugurou o que Pereira e Martins (2015) chamam de a segunda fase dos estudos de previsão de falências, contribuindo para que as pesquisas avançassem da simples descrição para a efetiva previsão por meio dos primeiros modelos preditivos.

Mesmo ante à relevante contribuição do autor na evolução da teoria sobre o tema, tendo introduzido pela primeira vez a análise de variável única para a previsão de falência

(BEAVER, 1966), há limitações na técnica empregada, sobretudo por ela não fornecer informações suficientes (HUANG; LEU; PAN, 2016) e se basear em um único indicador, de modo que, se diferentes indicadores resultarem em classificações distintas, haverá restrições na forma do método lidar com isso e, portanto, na sua própria utilização (BEAVER, 1966; VIRÁG, 2004).

Reconhecendo as limitações do seu estudo, Beaver (1966) demonstrou que, embora nem todos os índices tenham o mesmo impacto na previsão do fracasso de uma empresa, cada um deles tem um nível diferente de impacto sobre ela. Além disso, o autor destacou que a análise através dos índices envolvia não apenas os vários possíveis indicadores, mas também a diversidade de usuários abrangidos, dentre os quais os credores de crédito, agências de classificação, investidores e os próprios gestores. Estas descobertas estabeleceram a base para outros autores conduzirem pesquisas adicionais sobre uma análise ponderada de índices (PANTOJA-AGUILAR *et al.*, 2021).

Como o estudo de Beaver (1968) foi conduzido sob uma análise uni variada, Altman decidiu realizar uma análise multivariada (PANTOJA-AGUILAR *et al.*, 2021) e, motivado pela não existência de bases teóricas para a análise financeira, desenvolveu, em 1968, um dos primeiros modelos estatísticos visando à análise de insolvência a partir da técnica de análise discriminante (ROQUE; CARRERO, 2022; ALTMAN, 1968).

O trabalho desenvolvido por Altman (1968) consistiu na elaboração de um cálculo a partir modelo estatístico linear, que indicasse, através da pontuação discriminante de uma empresa individual, sua probabilidade de falência. Para tanto, o autor se valeu de uma combinação de cinco índices financeiros extraídos, através da análise discriminante múltipla, de uma listagem original de vinte e dois indicadores, estruturando o famoso modelo Z, cujo sucesso inicial foi de 97% na classificação de empresas saudáveis e 94% para empresas falidas, auferindo o cenário um ano antes da sua real ocorrência (WU; MA; OLSON, 2022; LEE; CHOI, 2013).

Em resumo, portanto, o método do Z-Score de Altman é uma fórmula de cálculo usada para prever a ocorrência de dificuldades financeiras em uma empresa e, consequentemente, usada para prever a taxa de falência das organizações (FITRIANI; MUNIARTY, 2020), levando em consideração determinados índices financeiros e suas combinações em uma equação discriminante que produzirá uma determinada pontuação que indicará o nível de probabilidade de falência da empresa (DIANA, 2018).

As variáveis utilizadas por Altman (1968) como preditoras da catástrofe financeira nas organizações sinalizam as capacidades de obtenção de lucro da empresa para cumprir as

obrigações de juros dos investidores; de fornecer garantias para cada uma de suas dívidas por meio de capital próprio e; da gestão em usar ativos para gerar vendas, enquanto operação principal da empresa no quesito visibilidade. Os cinco tipos de índices financeiros, utilizados no modelo incluem liquidez, rentabilidade, solvência, alavancagem e desempenho financeiro (MARGININGSIH, 2022).

De forma literal, no modelo apresentado as variáveis abrangem estrutura de capital sobre os ativos totais; lucros retidos sobre os ativos; resultado operacional auferido pelo resultado antes dos juros, impostos, depreciação e amortização (na sigla em inglês EBITDA – *Earnings Before Interest, Taxes, Depreciation and Amortization*) sobre os ativos; capitalização de mercado sobre os passivos e vendas sobre o total de ativos (LIMA; PAULINO; FÁVERO, 2024).

O impacto do modelo e das contribuições de Altman no estudo de falências é notório e expressivo na literatura concernente ao tema. Para Horrigan (1968), o Z-score, projetado para prever falências em empresas industriais públicas, se alinhou ao crescimento na demanda por análises financeiras da segunda metade do século XIX, quando as empresas alcançaram maturidade industrial e os bancos passaram a depender de mais análises de crédito.

Alvo de uma boa pesquisa e base pioneira para estudos posteriores (COLLINE, 2020), o Z-score é classificado como o primeiro, ou o método original (MARGININGSIH, 2022), destacado como uma das ferramentas de previsão mais amplamente aplicadas e populares na literatura para prever riscos (WU; MA; OLSON, 2022; ALTMAN *et al.*, 2017; DU JARDIN, 2015; ROQUE; CARRERO, 2022).

O Z-score se tornou um dos estudos mais relevantes para a identificação de variáveis estatisticamente relevantes para a previsão de falência (LIMA; PAULINO; FÁVERO, 2024) e assumiu uma posição dominante até o começo dos anos 1980 (PEREIRA; MARTINS, 2015). Com resultados que podiam prever a insolvência com 95% de confiança (FODOR, 2023), alcançou maior precisão em comparação com outros modelos (SALSABILA; WAHYUDI, 2017), e, superando as críticas recebidas, atingiu vasto número de aplicações empíricas no âmbito internacional (ALTMAN *et al.*, 2017).

O modelo Altman provou ser uma ferramenta eficaz para a análise e previsão de falência empresarial tanto no contexto internacional como nacional (ROQUE; CARRERO, 2022). Exemplos disso são que o valor preditivo do modelo, alcançado entre dois e quatro anos antes do evento falência acontecer (COLLINE, 2020; ALTMAN, 1968; 1983) permanecem aplicáveis em contextos particulares como o da economia colombiana (ROQUE;

CARRERO, 2022), ou até mesmo de cenários de economias mais modernas (COLLINE, 2020).

Outro aspecto de destaque para o modelo foi a sua resiliência e longevidade (ROQUE; CARRERO, 2022). Mesmo com o crescimento na dimensão e complexidade dos mercados, a ferramenta demonstrou sua adaptabilidade, podendo ser modificada com sucesso para uma série de aplicações, além do seu original (ALTMAN, 2018), evoluindo para aplicações especiais durante o período de 1968 a 2005 e permanecendo amplamente utilizados, seja no formato padrão ou em qualquer de suas variações (WU; MA; OLSON, 2022).

Dentre algumas das revisões feitas nos modelos, citam-se: em 1977, Altman e outros autores alteraram as variáveis independentes do modelo, a fim de explorar um novo modo de previsão de inadimplência, contemplando nova amostra (111 empresas) e novo período (de 1969 a 1975). Os resultados alcançados melhoraram os modelos originais. Em 2005, a introdução do modelo de pontuação de mercados emergentes. Em 2007, prever a falência para pequenas e médias empresa no mercado norte-americano exigiu dos autores a migração para os modelos logísticos, que apresentaram maior capacidade discriminante em detrimento à análise discriminante múltipla (ALTMAN; SABATO, 2007). E em 2017, mesmo evidenciando que o modelo geral funcionava razoavelmente bem em cerca de 34 países (a assertividade era de aproximadamente 75%), Altman *et al.* (2017) demonstraram que a precisão da classificação podia ser melhorada ainda mais (superando os 90%), mediante o emprego de variáveis adicionais, contemplando estimativas específicas do país.

Ainda no que diz respeito às pesquisas seminais, Blum (1974) com uma amostra de 230 empresas de grande porte divididas igualmente em grupos de falidas e não falidas, propôs um modelo com acurácia entre 93% e 95% na determinação da ocorrência de falência no período de um ano. Outros trabalhos contemporâneos a este são o de Deakin (1972), que alcançou 97% de precisão no modelo desenvolvido através de Análise Discriminante Múltipla para previsão de falência, e o de Springate (1978) que aplicou índices de rentabilidade, capital de giro e de gestão de ativos e alcançou precisão de 92,5%.

O estudo dos modelos contábeis é indissociável dos trabalhos de Beaver (1966), Altman (1968) ou Ohlson (1980) (PACHECO *et al.*, 2022). Este trabalho, que também compõem o rol dos trabalhos seminais, foi a primeira pesquisa considerada representativa e a primeira a utilizar a regressão logística (neste caso com a função sigmoide) em modelos de previsão de falências (FODOR, 2023; LEE; CHOI, 2013) e, como resultado, conseguiu superar algumas das limitações da análise discriminante múltipla (SINGH; MISHRA, 2016). O trabalho foi estruturado a partir de uma amostra de 2.163 empresas, das quais 4,85%

estavam falidas. A pontuação logística, resultado da regressão logística, é interpretável em uma probabilidade estatística (LEE; CHOI, 2013) e, neste caso, quando o resultado ultrapassasse 0,038, a empresa era considerada em risco de falência. A precisão alcançada pelo modelo foi de aproximadamente 83% (OHLSON, 1980).

Ainda na década de 1980, outros modelos foram estruturados ao longo do mundo e receberam destaque pelo grau de assertividade ou contribuições apresentadas. São exemplos destas pesquisas a de Fulmer *et al.* (1984) que utilizou índices de gestão de atividades, lucratividade, liquidez e gestão de dívida, avaliando 40 índices financeiros e atingindo elevado nível de precisão (98%) um ano antes da falência. Zmijewski (1984) alcançou 94,9% de assertividade com o uso de indicadores de lucratividade, alavancagem e liquidez e; Frydman, Altman e Kao (1985) que adotaram algoritmos de particionamento recursivos e conseguiram 94% de assertividade na classificação.

A revisão feita por Aziz e Dar (2006) abrangendo 89 estudos sobre a previsão do risco de falência e dez países, no período de 1968 a 2003 apontou que os modelos multivariáveis (Z-Score) e o *logit* eram os mais populares, denotando que, apesar da evolução do tema com as contribuições acrescentadas e a frequência de estudos ao passar dos anos, os primeiros modelos de falência ainda são amplamente aplicados e fornecem informações importantes (PACHECO *et al.*, 2022).

A respeito da presença do tema no Brasil, os primeiros estudos de previsão de falência surgiram na segunda metade dos anos 1970 (PEREIRA; MARTINS, 2015). O professor Steffen Chales Kanitz, então responsável pela elaboração da lista das quinhentas maiores e melhores empresas brasileiras da revista Exame, desenvolveu, em 1974, o primeiro estudo de previsão de falências no mercado brasileiro, o qual ficou conhecido como fator de insolvência ou termômetro de Kanitz (KASSAI; KASSAI, 1998). Adicionalmente, em 1976, Kanitz concluiu que, no Brasil, a falência é mais provável de acontecer nas pequenas e médias empresas que nas grandes corporações (PEREIRA; MARTINS, 2015).

Em sua pesquisa sobre o desempenho dos modelos de previsão de insolvência no mercado brasileiro, Andrade e Lucena (2018) verificaram sobre a assertividade dos principais modelos desenvolvidos no Brasil e destacaram que, após a obra de Kanitz, foram desenvolvidos diversos outros estudos, que inclusive se tornaram os mais citados sobre o tema, dentre os quais Altman, Baidya e Dias (1979).

O Brasil, a América Latina e os países emergentes também foram objeto de trabalho de Altman em algumas das revisões feitas por ele no modelo de previsão de falências. Em 1979, Altman, Baidya e Dias identificaram que seu modelo preditivo original teria problemas

em relação à quantidade, qualidade e confiabilidade dos dados se aplicados em economias emergentes. Esse seria, na opinião dos autores, um problema generalizado e abrangente em relação ao Brasil e países do Caribe, cujas economias seriam voláteis e mutáveis, de forma que, para a praticidade em economias em desenvolvimento deveria se propor um novo Z-Score (PEREIRA; MARTINS, 2015).

### 3.2.3. Estudos Recentes

A previsão de falência permanece como tema em trabalhos recentes, tendo como contexto a evolução no mercado, nas empresas, nos dados e nos modelos.

Uma das premissas básicas da detecção preventiva de falências empresariais é a de que as demonstrações contábeis e as informações e indicadores extraídos deles são capazes de revelar a situação financeira e econômica das empresas que as emitem (PEREIRA; MARTINS, 2015). Consequentemente, a partir destes índices, a mediação das dificuldades financeiras pode ser feita, tornando-os ferramentas analíticas e contribuindo com a construção de padrões que permitam que as empresas consigam até mesmo superar a falência (MARGININGSIH, 2022). Evidência disso, é o crescimento na ocorrência de estudos embasados nas dificuldades financeiras empresariais: Abdu (2022), Qian *et al.* (2022), Tarighi *et al.* (2022), Liahmad, Utami e Sitompul (2021), Sun *et al.* (2021) e Younas *et al.* (2021).

Por outro lado, os estudos sobre indicadores aplicados às finanças foram incrementando sua complexidade, tanto por aspectos relacionados aos avanços da Contabilidade e das exigências de publicação de dados financeiros pelas empresas, quanto pela busca de novas variáveis de estudo, como foi o caso da análise acerca da capacidade preditiva de indicadores relacionados ao fluxo de caixa – variável relacionada à administração da empresa – iniciadas nos anos 1980 (PEREIRA; MARTINS, 2015).

Ao longo do progresso das pesquisas e mediante os resultados obtidos, observou-se várias formas de refinamento e avanço. O incremento na capacidade analítica dos modelos e na tecnologia da informação são aspectos que contribuíram para a mudança relevante dos modelos e métodos de previsão de falência atualmente (FODOR, 2023). O caminho metodológico a ser seguido também apresentou variações expressivas. Como forma de se trabalhar com pressupostos mais flexíveis, probabilidades condicionais e regressões logísticas (*logit* e *probit*) passaram a compor os estudos e modelos (KUMAR; RAVI, 2007). Além deles, árvores de decisão e redes neurais também complementaram os métodos de predição



(CLEARY; HEBB, 2016; KHEMAKHEM; BOUJELBENE, 2015; DUFFIE; SAITA; WANG, 2007).

Na pesquisa de Chai *et al.* (2019), por exemplo, os autores expõem pelo menos três diferentes formas de criação de scores de crédito: estatísticas metrológicas (regressão logística, análise discriminante, regressão linear); inteligência artificial (árvore de decisão, redes neurais) ou mesmo avaliações difusas (*fuzzy*).

Outro aspecto importante na previsão de falência diz respeito à observância dos ambientes internos e externos, por vezes de forma concomitante, como influentes na ocorrência da quebra empresarial. A desatenção a estes fatores afeta o rendimento da empresa e poderá levá-la à falência (PRASETYO; WIDYAWATI, 2020). As particularidades de cada economia precisam ser levadas em consideração em um modelo de previsão de falência, pautando até mesmo a necessidade constante de atualização e calibração conforme as condições de cada mercado (PANTOJA-AGUILAR *et al.*, 2021).

Tanto pela relevância destas variáveis na previsão de falência quanto pela distribuição delas ao longo dos estudos, os modelos de previsão de falências passaram a ser agrupados em duas grandes categorias (OOGHE; SPAENJERS; VANDERMOERE, 2009): modelos de mercado, nos quais há a introdução das informações de mercado (exemplo: preços de ações); e modelos fundamentais, os quais utilizam modelos contábeis, modelos macroeconômicos e modelos de classificação (PACHECO *et al.*, 2022).

A dinâmica de mudanças no sistema econômico exige procedimentos adequados para estimar as condições financeiras e econômicas das empresas no momento atual e na perspectiva futura. Dessa forma, os modelos clássicos de previsão de falência podem se tornar insuficientes justamente quando perdem ou desprezam informação útil dos dados históricos ou das mudanças econômicas (KALINOVA, 2021).

Quanto mais relevantes forem as mudanças, maior a incerteza envolvida e consequentemente maior o custo de falência. Esse incremento no risco de falência confirma a necessidade de exploração dos alertas precoces, sobretudo pelo fato de a falência não surgir repentinamente. Evidência disso é o cenário paquistanês das pesquisas de Anandarajan, Lee e Anandarajan, 2001 e Wijaya, Anantadjaya, 2014.

Ainda sobre a relação do ambiente com as empresas sob a perspectivas de previsão de falência, é oportuno e necessário destacar o efeito de crises. Colline (2020) menciona que o mundo dos negócios mudou drasticamente durante os últimos anos, como resultado da desaceleração econômica mundial o que, para Lima Paulino e Fávero (2024) afeta

especialmente as empresas com dificuldades financeiras, visto serem mais sensíveis à piora destes cenários.

O viés tecnológico também é presente neste contexto. A velocidade, profundidade e amplitude das mudanças que a tecnologia imprimiu no ambiente corporativo produziram impactos a nível global, com flutuações econômicas, maior competitividade e incremento no risco de falências (IQBAL *et al.*, 2022). Fato é que, com o ambiente cada vez mais dinâmico e complexo, a estabilidade financeira e sustentabilidade dos negócios tornou-se mais difícil, exigindo adaptações dos gestores sob o âmbito interno, mas também demandando técnicas modernas e até mesmo junções entre as ferramentas disponíveis para a criação de modelos efetivos e multidimensionais (GAVUROVA *et al.*, 2022).

Além dos pontos e estudos citados neste tópico, apresentam-se abaixo no Quadro 1, outras pesquisas relevantes acerca do tema, mencionando a data, autores e principais contribuições apresentadas:

Quadro 1 – Trabalhos Históricos Sobre Previsão De Falências

AUTOR(ES)	ANO	PRINCIPAIS CONTRIBUIÇÕES
Odom e Sharda	1990	Primeira aplicação de redes neurais como técnica para elaboração do modelo de previsão.
Platt, Platt e Pedersen	1994	Aplicaram a deflação como forma de remover o efeito temporal nos dados utilizados para a construção do modelo de previsão.
Clancy e Zhao	1999	Aplicaram o modelo de previsão de falência a bancos, se baseando no perfil de operações das instituições enquanto intermediários financeiros.
Nam e Jinn	2000	Avaliaram a ocorrência de falências num cenário de crise econômica internacional. A amostra cotinha indústrias da Coreia e o período era de recessão em virtude da crise no FMI.
Balcaen e Ooghe	2006	Aplicação da probabilidade condicional como metodologia diferente de análise.
Kumar e Ravi	2007	Aplicação de inteligência artificial como metodologia de análise.
Jackson e Wood	2013	Aplicação de <i>logit</i> , redes neurais e contingentes como metodologia de análise.
Bauer e Agarwal	2014	Adoção do metodologias de contabilidade e de modelos baseados no mercado e risco.
Manaseer e Oshaibat	2018	Recomendam a inclusão de outras variáveis ao modelo de Altman, dentre elas as que abranjam condições econômicas.
Gao, Parsons e Shen	2018	Confirmaram a necessidade de avaliação econômica, especialmente com a volatilidade entre os países, em especial, os emergentes.

**Fonte:** Adaptado de Fodor (2023); Marginingsih (2022); Pantoja-Aguilar *et al.* (2021); Lee, Choi (2013).

Sob a ótica agregada, os trabalhos que abrangeram em sua construção tópicos comuns dentre os mencionados acerca da evolução das pesquisas no tema, estão apresentados abaixo no Quadro 2.

Quadro 2 – Categorização dos Trabalhos sobre Previsão de Falências Conforme Introdução de Aspectos Específicos de Atualização (continua)

Proposta de Trabalho	Autor(es)	Principais contribuições
Inclusão de variáveis – perspectiva financeira	Segovia-Vargas e Camacho-Miñano (2012)	Utilizam idade da empresa, tipo de recuperação judicial e setor como variáveis de controle, analisam indicadores econômico-financeiros (ROA, ROE, ROI); solvência e liquidez por meio de árvore de decisão, estabelecendo os mais relevantes para a previsão do futuro de empresas.
	Almamy, Aston e Ngwa (2016)	Adicionaram variáveis de fluxo de caixa ao modelo Z-Score, criando o modelo J-UK que apresentou poder preditivo de 82,9%.
	Firk, Richter e Wolff (2021); Jaki e Cwiek (2020)	Utilizam indicadores econômico-financeiros, como lucro líquido, margem líquida, ROA e ROI.
	Jaki e Cwiek (2020)	Estimam o risco de falência das empresas com variáveis econômico-financeiras, como <i>Net Operation Profit After Taxes</i> (NOPAT), retorno de vendas, fluxo de caixa, passivo, lucros e o valor da empresa.
	Shetty e Vincent (2021)	Examinam 164 empresas do setor industrial indiano, utilizando indicadores financeiros e não financeiros em um modelo logístico.
Inclusão de variáveis – perspectiva macro econômica	Korol e Korodi (2010)	Preveem falência utilizando como variáveis a volatilidade da taxa de câmbio e a taxa de juros.
	Tinoco e Wilson (2013)	Utilizam variáveis contábeis, de mercado e macroeconômicas, como índice de preços e taxa do tesouro.
	Wijaya e Anantadjaya (2014)	Analisam o impacto da inflação, taxa de juros, PIB e câmbio na previsão de falências na Indonésia.
	Silva, Sampaio e Netto (2018)	Utilizam a SELIC, o crédito total disponível, retorno do Ibovespa, <i>Emerging Markets Bond Index</i> (EMBI) e taxa de emprego formal como variáveis.
	Jabeur, Mefteh-Wali e Carmona (2021)	Consideram a taxa anual de falências, taxa anual de novas empresas, corrupção, efetividade econômica, crescimento econômico e PIB <i>per capita</i> .
Análise por setores	Virág e Kristóf (2005)	Foram realizadas para bancos, com a rede neural apresentando melhor desempenho no horizonte de um ano, mas a regressão logística apresentando melhor desempenho no horizonte de dois anos.
	Youn e Gu (2010)	Com regressão logística e redes neurais estudaram a previsão de falência para restaurantes dos EUA.
	Marcinkevicius e Kanapickiene (2014)	Aplicaram regressão logística na indústria da construção lituana.
	Cleary e Hebb (2016)	Incluíram medidas específicas de bancos: dependência e qualidade dos empréstimos; adequação de capital e itens fora do balanço na utilização da análise discriminante para prever dificuldades bancárias.
	Chai <i>et al.</i> (2019)	Destacam a questão do segmento de atuação (indústria). De acordo com eles, é necessário estabelecer modelos para ratings de crédito diferentes, de acordo com o ramo de atividade das empresas analisadas.
	Valaskova <i>et al.</i> (2020)	Demonstraram a capacidade preditiva dos modelos para o setor agrícola na economia eslovaca.
	Noga e Adamowicz (2021)	Construíram um modelo de falência para o setor madeireiro eslovaco.
	Stefko, Horvathova e Mokrisova (2020; 2021)	Para analisar o fracasso financeiro das empresas eslovacas de gestão de calor, utilizaram escalonamento multidimensional (MDS), análise de componentes principais (PCA) e análise envoltória de dados (DEA).
	Chen <i>et al.</i> (2021)	Previram a falência na indústria eletrônica de Taiwan com base em dados de 2000 a 2019. 3 de 22 indicadores afetavam a falência corporativa: índice de liquidez, índice de dívida e índice de rotatividade de ativos fixos.

Quadro 2 – Categorização dos Trabalhos sobre Previsão de Falências Conforme Introdução de Aspectos Específicos de Atualização (conclusão)

Proposta de Trabalho	Autor(es)	Principais contribuições
Análise por porte	Ciampi e Gordini (2013)	Constatam que os bancos que implementam sistemas de escoragem distintos para as pequenas empresas, aumentam a disponibilidade de crédito para estas instituições.
	Brédart (2014)	Testou modelo para PMEs utilizando índices financeiros. Os resultados sugeriram uma taxa de precisão de 80% para prever o evento de falência em PMEs da Bélgica.
	Chi e Zhang (2017)	Inovam na proposição, contemplando outros critérios (além dos financeiros) em métodos não paramétricos para a construção de um rating de crédito de pequenas empresas.
	Chai <i>et al.</i> (2019)	Se valendo de uma abordagem multicritério, modelam um rating de crédito para empresas de pequeno porte do mercado chinês.
Diversos métodos de triagem	Nikolic <i>et al.</i> (2013)	Aplicaram método de <i>clustering</i> e regressão logística para rastrear os indicadores de risco de crédito.
	Ferreira <i>et al.</i> (2014)	Aplicaram a medição da atratividade por meio de uma técnica de avaliação baseada em categorias para avaliar o risco de crédito.
	Niklis, Doumpos e Zopounidis (2014)	Propuseram um modelo de classificação de risco de crédito utilizando máquinas de vetores de suporte lineares e não lineares, bem como uma abordagem inovadora de modelagem aditiva para criar um modelo compreensível e preciso.
	Shi e Chi (2014)	Utilizaram diagnósticos de colinearidade para excluir fatores de informações repetidas e regressão logística para selecionar os fatores.
	Harris (2015)	Investigou a prática de pontuação de crédito e introduziu a máquina de vetores de suporte agrupados para o desenvolvimento de cartões de pontuação de crédito.
	Sun <i>et al.</i> (2015)	Propuseram um método integrado que combina a seleção de recursos híbridos baseados em <i>branch-and-bound</i> para selecionar indicadores de classificação de crédito.
	Chi e Zang (2017)	Empregaram abordagens não paramétricas para estabelecer um modelo de classificação de crédito para pequenas empresas.
	Maldonado, Pérez e Bravo (2017)	Utilizaram máquinas de vetores de suporte para selecionar indicadores de classificação de crédito com base no custo de aquisição do indicador.
	Kolkova e Kljucniokv (2021)	Usaram diversos métodos estatísticos (redes neurais, modelos híbridos e análise técnica) para validar modelos de pontuação de lucro com modelos tradicionais de pontuação de crédito.
	Lyocsa <i>et al.</i> (2021)	Utilizaram diversos métodos estatísticos como regressão logística e linear, laço, crista, rede elástica, floresta aleatória e rede neural.

Fonte: Adaptado de Lima, Paulino e Fávero (2024); Fodor (2023); Iqbal *et al.* (2022); Gavurova *et al.* (2022); Wu, Ma e Olson (2022); Chai *et al.* (2019); Yu, Chi, Jiang (2019); Chi e Zhang (2017); Ciampi e Gordini (2013; 2008); Berger e Scott (2007) e Altman e Sabato (2006).

A síntese do conteúdo apresentado nos Quadros 1 e 2 é o panorama atual das pesquisas sobre o tema de previsão de falências de forma que se possa verificar nos trabalhos mencionados e, principalmente, com o decorrer do tempo, marcos evolutivos destacáveis nas tratativas do tema (Quadro 1) e a incorporação das nuances atualizadas (Quadro 2) dado o impacto que trazem tanto para o ambiente empresarial – seja interno ou externo – quanto para a forma e abrangência que os modelos de previsão devem acompanhar.

### **3.3. Metodologia**

Em relação aos estudos anteriores, este trabalho procurou construir um modelo de previsão de falências atualizado a partir dos dados financeiros das empresas do setor varejista alimentar brasileiro.

A pesquisa seguiu uma abordagem quantitativa, com o tratamento de dados secundários, coletados no Ranking 1500, anuário divulgado pelo ESTADÃO Empresas Mais+. Os dados estão disponíveis no endereço eletrônico <https://publicacoes.estadao.com.br/> e contemplam anualmente 1.500 empresas, dos mais diversos segmentos, conforme o Coeficiente de Impacto Estadão / FIA (CIE). Este indicador é de criação dos próprios editores e abrange o cruzamento de informações relativas ao porte e ao desempenho financeiro de cada empresa em seu respectivo setor. Reitera-se aqui a disponibilidade integral das informações em veículo de divulgação pública, irrestrita e abrangente para todos os exercícios contemplados na pesquisa.

A escolha da referida base considera a presença de informações financeiras relevantes e necessárias para o cálculo da previsão de falência de empresas do segmento de varejo alimentar brasileiro, principalmente de companhias não listadas em bolsa, foco deste trabalho.

Acerca do procedimento de coleta das informações, seguiu-se com os seguintes passos: acesso ao sítio eletrônico de cada um dos exercícios contemplados; transposição das informações do sítio para planilhas eletrônicas; planilhamento dos dados de forma a torna-los equiparáveis e de forma que a base de dados pudesse ser trabalhada, incluindo todos os exercícios apresentados estruturados em uma visão única; filtro do segmento Varejo, tal como indicado; retirada das empresas cuja atuação não é de varejo alimentar (critério julgamental aplicado a partir do nome da empresa); aplicação das parcelas de cálculo dos indicadores do modelo de análise discriminante para o varejo, inspirado Z-score e da classificação decorrente da pontuação do modelo. Em seguida, com os dados descritivos e com o score das empresas

da amostra, procedeu-se com a replicação da rede neural, tal como apresentado na concepção do trabalho.

### 3.3.1. Artigo-base

A pesquisa teve como base metodológica o artigo de Wu, Ma e Olson (2022) cuja proposta e diferencial são a apresentação de um modelo híbrido resultado da integração dos modelos Z-Score com uma rede neural MLP-ANN para previsão da saúde financeira das empresas listadas no mercado de ações da China.

O estudo aplica diretamente as cinco das variáveis independentes de Altman (1968) e compara os resultados da aplicação em cada uma das formas de trabalho (predição do modelo Z-Score, do modelo MLP-ANN e do modelo combinado) identificando que a taxa de acerto da rede neural híbrida é superior à dos modelos individualmente (WU; MA; OLSON, 2022).

Os próprios autores Wu, Ma e Olson (2022) destacam que a aplicação destes métodos para a previsão de falências pode demandar a construção de novos modelos híbridos. Adicionalmente, em se tratando de China (campo amostral da pesquisa base) um país em desenvolvimento e com mercado de capitais emergente (WU; MA; OLSON, 2022), associado ao fato de que o modelo Altman pode ser utilizado como método de estimativa da situação financeira de empresas varejistas (WAHYUNUNGSIH; VENUSITA, 2022), tem-se a base para a escolha do modelo e replicação no contexto nacional, com o ineditismo desta pesquisa, em concentrar a análise em empresas não listadas do segmento de varejo alimentar.

No trabalho base, as empresas da amostra foram classificadas em três grupos: grupo de empresas financeiramente saudáveis (2); empresas na área cinzenta (1) e empresas do grupo em dificuldades financeiras (0) com base no resultado do modelo de pontuação do Z-Score de Altman, a saber: Grupo 0:  $Z < 1,8$ ; Grupo 1:  $1,8 \leq Z \leq 2,675$ ; Grupo 2:  $Z > 2,675$ .

O processamento dos dados foi feito no software SPSS®. E a rede neural híbrida apresenta as seguintes configurações: os dados foram divididos em uma proporção 7:3 entre treinamento e teste são os cinco nós na camada de entrada da rede neural; o número de neurônios na camada oculta foi determinado como quatro, com base no treinamento cíclico; os três grupos de classificação das empresas com base na sua situação financeira e na sua pontuação no Z-score são os três neurônios da camada de saída no modelo de rede neural híbrida. A função de excitação da camada de saída utilizada é a função softmax e a função de excitação para camadas ocultas é a função tangente hiperbólica (WU; MA; OLSON, 2022).

### 3.3.2. Seleção da amostra

A amostra selecionada para o trabalho contempla as empresas classificadas no Ranking 1500 do ESTADÃO Empresas Mais+, cujo setor de atuação esteja indicado como varejo. Adicionalmente, considerando a ênfase dada ao varejo alimentar, através da análise individual dos nomes em cada um dos anos contemplados e de consultas a respeito da operação delas (por exemplo aos sites institucionais), foram retiradas da amostra as empresas que, mesmo pertencendo originalmente ao setor indicado, não exerçam atividades de supermercados, hipermercados ou afins. São exemplos destas empresas as drogarias, lojas de departamento, lojas de eletroeletrônico etc.

Quanto ao porte, o foco foi trabalhar com as empresas de pequeno e médio porte. Para tanto, através da informação de Receita Líquida disponível na base de dados, aplicou-se a classificação proposta pelo Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social – BNDES, conforme Tabela 1, apresentada abaixo. As classificações abrangidas na pesquisa foram Microempresa, Pequena Empresa e Média Empresa.

**Tabela 1:** Classificação das empresas por porte

<b>Classificação</b>	<b>Receita Operacional Bruta Anual</b>
Microempresa	Menor ou igual a R\$360 mil
Pequena Empresa	Maior que R\$360 mil e menor ou igual a R\$4,8 milhões
Média Empresa	Maior que R\$4,8 milhões e menor ou igual a R\$300 milhões
Grande Empresa	Maior que R\$300 milhões

**Fonte:** BNDES, [20--?].

A marcação a respeito da saúde financeira da empresa seguiu conforme trabalhado no artigo base, ou seja, segundo o resultado da aplicação das cinco variáveis ( $X_1$ ,  $X_2$ ,  $X_3$ ,  $X_4$  e  $X_5$ ) do Z-score e pontuação resultante. O modelo de Altman (1968) é apresentado conforme abaixo e o detalhamento das parcelas do modelo está registrado na Tabela 2.

$$Z = 1,2 X_1 + 1,4 X_2 + 3,3 X_3 + 0,6 X_4 + 0,99 X_5$$

**Tabela 2:** Variáveis do Z-Score de Altman (1968).

<b>Z-score</b>	<b>Forma de cálculo</b>
X <sub>1</sub>	$\frac{\text{Ativo Circulante} - \text{Passivo Circulante}}{\text{Total de Ativos}}$
X <sub>2</sub>	$\frac{\text{Lucros Acumulados}}{\text{Total de Ativos}}$
X <sub>3</sub>	$\frac{\text{Resultado antes das Despesas Financeiras e Impostos (EBIT)}}{\text{Total de Ativos}}$
X <sub>4</sub>	$\frac{\text{Patrimônio Líquido}}{\text{Exigível Total}}$
X <sub>5</sub>	$\frac{\text{Vendas}}{\text{Total de Ativos}}$

**Fonte:** Altman (1968).

A fonte dos dados acessada para a coleta dispõe das informações apresentadas abaixo na Tabela 3.

**Tabela 3:** Dados financeiros disponibilizados no anuário Ranking Estadão 1.500 Maiores.

<b>Demonstrativo Contábil de Referência</b>	<b>Dado Financeiro</b>	<b>Unidade</b>
Demonstração de Resultado	Receita Líquida	R\$ mil
	Resultado Operacional	R\$ mil
	Resultado Líquido	R\$ mil
Balanço Patrimonial	Ativo Total	R\$ mil
	Patrimônio Líquido	R\$ mil
	EBITDA	R\$ mil
	Necessidade de Capital de Giro	R\$ mil
	Eficiência das Despesas Operacionais	%
	Margem Operacional	%
	Giro dos Ativos	Múltiplo
	Endividamento	%
	Rentabilidade do PL	%

**Fonte:** Elaborado pelo autor.

Com os dados relativos à receita líquida e sua evolução; resultado operacional; resultado líquido; ativo total; patrimônio líquido; EBITDA; Necessidade de Capital de Giro; Eficiência das Despesas Operacionais; Margem Operacional; Giro dos Ativos; Endividamento; Rentabilidade do PL extraídos da base acessada, calcularam-se as componentes do Z-Score, conforme está indicado a seguir, na Tabela 4.



**Tabela 4:** Componentes do modelo de previsão de falência inspirado nas Categorias de risco de Altman.

<b>Z-score</b>	<b>Forma de cálculo</b>	<b>Dado contemplado no Anuário Ranking 1500 Maiores para cálculo</b>
X <sub>1</sub>	$\frac{\text{Ativo Circulante} - \text{Passivo Circulante}}{\text{Total de Ativos}}$	$\frac{\text{Necessidade de Capital de Giro}}{\text{Ativo Total}}$
X <sub>2</sub>	$\frac{\text{Reservas} + \text{Lucros Suspensos}}{\text{Total de Ativos}}$	$\frac{\text{Patrimônio Líquido}}{\text{Ativo Total}}$
X <sub>3</sub>	$\frac{\text{EBIT}}{\text{Total de Ativos}}$	$\frac{\text{EBITDA}}{\text{Ativo Total}}$
X <sub>4</sub>	$\frac{\text{Patrimônio Líquido}}{\text{Exigível Total}}$	$\frac{\text{Patrimônio Líquido}}{\text{Ativo Total} - \text{Patrimônio Líquido}}$
X <sub>5</sub>	$\frac{\text{Vendas}}{\text{Total de Ativos}}$	$\frac{\text{Receita Líquida}}{\text{Ativo Total}}$

**Fonte:** Elaborado pelo autor.

Cabe destacar que as variáveis X<sub>1</sub>, X<sub>2</sub>, X<sub>3</sub> e X<sub>5</sub> foram estruturadas conforme a disponibilidade de informações na base e particularidades da amostra. No indicador X<sub>1</sub> utilizou-se a Necessidade de Capital de Giro, já disponível e calculada na base. Em que pese este indicador ser calculado apenas com uma parcela (operacional) dos grupos de conta do circulante (ativo e passivo) (FLEURIET; KEHDY; BLANC, 2003), optou-se por seu uso como forma de evidenciar de forma preservada a diferença entre os grupos completos – ativo e passivo circulante. Em X<sub>2</sub>, por exemplo, ao invés de se considerar apenas a reserva de lucros e/ou resultados retidos, foi considerado integralmente o patrimônio líquido visto não haver o detalhamento do valor nos subgrupos que compõem este valor. Para X<sub>3</sub>, em que pese haver a informação do resultado antes das despesas financeiras, impostos, depreciação e amortização (EBITDA), novamente não há o detalhamento das subcontas deste resultado, de forma que ele, em sua forma agregada, foi utilizado em substituição ao resultado antes das despesas financeiras e impostos (EBIT). Por fim, em relação a X<sub>5</sub>, a receita líquida (informada na base) foi considerada como o total de vendas que compõe o índice e não o faturamento bruto (indisponível).

Mediante tais diferenças, trabalhou-se com os coeficientes reestimados para cada uma destas variáveis, tendo, portanto, um novo modelo com fins específico de previsão de falência no varejo alimentar brasileiro. As categorias e componentes destas variáveis foram seguras as categorias de risco presentes no modelo original de Altman, considerando ainda, a compensação feita por X<sub>5</sub>, cuja expectativa é estar subavaliado em relação à sua configuração original, contrapondo a sobrevalorização que serão percebidas em X<sub>2</sub> e X<sub>3</sub>. Em todos eles,

ainda que o índice não esteja exatamente como postulado no original, os grupos contábeis dos quais cada indicador emana estão respeitados tanto em relação à sua natureza, quanto no que diz respeito à magnitude das contas.

As diferentes proporções entre empresas falidas e não falidas podem afetar a fiabilidade dos resultados estatísticos (SITUM, 2014). Esta é outra ressalva importante acerca da amostra da pesquisa que, embora não a comprometa, sobretudo pelo ineditismo e exploração iniciais nas bases em questão, precisam ser consideradas para análise de resultados e no próprio andamento do trabalho.

O período analisado nesta pesquisa compreende os anos de 2015 a 2022. O recorte é interrompido conforme disponibilidade dos dados divulgados na plataforma e não retrocede para exercícios anteriores, considerando estudos que já identificaram o pior desempenho dos modelos de previsão para períodos mais longos anteriores ao evento real (QIAN *et al.*, 2022; JABEUR *et al.*, 2021; GENG; BOSE; CHEN, 2015), e as próprias premissas dos mecanismos de previsão que consideram o horizonte de curto prazo, como característica comum à maioria dos modelos, sendo feitas no intervalo entre um e três anos anteriores ao evento (PAPÍK; PAPÍKOVÁ, 2023; GAVUROVA *et al.*, 2022; QIAN *et al.*, 2022; PANTOJA-AGUILAR *et al.*, 2021; JABEUR *et al.*, 2021; GENG; BOSE; CHEN, 2015). A identificação de características de empresas insolventes é mais efetiva avaliando com bases de dados de curto prazo (PEREIRA; MARTINS, 2015).

Com relação ao número total de empresas relacionadas na amostra da pesquisa, além de a quantidade não ter sido uma preocupação inicial, a própria literatura confere segurança para o curso do trabalho, ao indicar que vários estudos trabalham, de fato, com pequenas amostras balanceadas contendo apenas algumas dezenas de empresas (CARMONA; CLIMENT, MOMPARTLER, 2019; HUANG; YEN, 2019).

### 3.3.3. Método

A inovação nas ferramentas preditivas é precursora da melhora na gestão do risco financeiro (WU; MA; OLSON, 2022). À luz da previsão de falência, existe uma literatura que, embora seja vasta, se concentra em poucos métodos de destaque: Modelos Uni variados; Análise Discriminante Múltipla (MDA) e Regressões Logísticas (IQBAL *et al.*, 2022; BARREDA *et al.*, 2017; LIAO; MEHDIAN, 2016), além de árvores de decisão e redes neurais (FODOR, 2023).

Na análise uni variada, ou análise por índice, parte-se do relatório financeiro da empresa e da combinação das informações de forma sistemática. Como a falência corporativa geralmente é precedida por dificuldades financeiras (MARGININGSIH, 2022), mesmo com a sua simplicidade, a análise uni variada permite diagnosticar a saúde financeira da empresa e alcançar a previsão de falências futuras (PANG; KOGEL, 2013).

O uso de índices é bastante comum em estudos de falências financeiras e pressupõe que reflitam a deterioração das empresas se tornando expressões significativas a respeito. Os indicadores financeiros são úteis não só para avaliar a posição passada e atual das empresas, mas também para o cumprimento de funções de planejamento (AYDIN *et al.*, 2022).

Com relação à Análise Discriminante Múltipla (MDA), passa-se a ter a possibilidade de que as variáveis sejam diferentes. Utilizando índices financeiros como variáveis explicativas, seu objetivo é construir uma função discriminante como uma combinação linear de várias variáveis discriminatórias, para prever uma variável qualitativa: se a empresa vai à falência ou permanece solvente (GAVUROVA *et al.*, 2022; SITUM, 2014; PANG; KOGEL, 2013). Quando a pontuação calculada estiver abaixo de um determinado limite, a respectiva empresa será considerada falida (SITUM, 2014), sendo aceitos os erros estatísticos do tipo I e tipo II. A técnica foi introduzida por Altman (1968) na tarefa de predição de falência (SITUM, 2014) e tem sido uma técnica popular para este fim nos últimos anos (PANG; KOGEL, 2013).

Na regressão logística, por sua vez, o objetivo é classificar as unidades de observação em grupos predefinidos de variáveis dependentes (FODOR, 2023). Seu uso se dá para modelar a dependência unilateral entre variáveis, quando a variável dependente não é contínua, mas discreta (categórica) e trata-se de um dos métodos básicos para estimar o fracasso empresarial. (GAVUROVA *et al.*, 2022).

Com um determinado conjunto de indicadores, há sempre probabilidade de uma empresa entrar em incumprimento, de forma que a pontuação *logit* (que varia entre zero e um), indica exatamente a probabilidade de falência de uma empresa, de acordo com a definição dessas dimensões (GAVUROVA *et al.*, 2022; BATENI; ASGHARI, 2016).

Suas vantagens sobre a análise discriminante são a não necessidade do cumprimento de determinados pressupostos, como normalidade dos indicadores financeiros (distribuição normal das variáveis independentes) e homogeneidade das matrizes de variância-covariância (JENCOVA; STEFKO; VASANICOVA, 2020). Por outro lado, o modelo apresenta limitações como a restrição do resultado por viés da função de regressão, sensibilidade a exceções em falências e distribuição gaussiana implícita na maioria das conclusões (NEVES; VIEIRA, 2006). Além disso, os modelos são extremamente sensíveis ao problema da

regressão múltipla; portanto, é necessário evitar a inclusão de variáveis altamente dependentes (GAVUROVA *et al.*, 2022).

Esses métodos estatísticos tradicionais com estrutura simples e forte capacidade de interpretação são amplamente utilizados. Contudo, na prática, é raro que se consiga atender todos os pressupostos necessários, como seguir estritamente a distribuição normal; evitar a colinearidade dentro das variáveis; e fornecer amostras de alerta linearmente separáveis (MERKEVICIUS; GARŠVA; GIRDZIJAUSKAS, 2006). Com os avanços tecnológicos e melhorias no desempenho da computação, a inteligência artificial ajudou na evolução para tais respostas e limitações (LEE; CHOI, 2013) e propiciou a concepção de novos modelos de previsão, ou minimamente melhorando a precisão dos modelos existentes. Os pesquisadores exploraram outras ferramentas estatísticas funcionais (KHEMAKHEM; BOUJELBENE, 2015) e, por exemplo, uma rede neural artificial (RNA) passou a ser considerada um bom instrumento para previsão de falências (GAVUROVA *et al.*, 2022).

A expansão do espectro de métodos matemáticos e estatísticos para prever o desenvolvimento futuro de situações financeiras continua uma área crucial de investigação (GAVUROVA *et al.*, 2022). No final dos anos 1980, as redes neurais começaram a aparecer e, na década de 1990, tornou-se o principal método utilizado nos estudos, especialmente como modelo de previsão de falência. As Redes Neurais se tornaram promissoras enquanto modelos de previsão de falências, forneceram as taxas de eficiência mais elevada, chegando a ser o método com melhor faixa de precisão (PEREIRA; MARTINS, 2015).

Redes Neurais Artificiais (RNA) é uma estrutura matemática implementada por meio de software ou hardware com a capacidade de acesso a dados incompletos e produção de resultados aproximados (POZORSKA; SCHERER, 2018). Este modelo é baseado em vários itens de processamento, denominados neurônios, os quais são o elemento básico de uma rede neural (GAVUROVA *et al.*, 2022) e estão conectados entre si (UDO, 1993).

O modelo, que surgiu em 1982, tem várias formas vigentes, que diferem de acordo com o tipo de aprendizagem, mecanismo de conexão do nó, algoritmo de treinamento etc. (PEREIRA; MARTINS, 2015). Alguns exemplos são Perceptron Multicamadas (MLP) e Função de Base Radial (RBF). O MLP é geralmente mais amplamente aceito (WU; MA; OLSON, 2022) e utilizado na previsão de falências (FODOR, 2023).

As redes podem ser ainda *feed-forward* (FF), que espalham sinais em apenas uma direção, ou redes recorrentes, que possuem sinapses orientadas em diferentes direções (KABIR, 2021; PRIVARA; RIEVAJOVA, 2021). As redes neurais de 'retropropagação' são a forma mais relevante de rede neural na gestão financeira (WANG; ZHA, 2019) e configura-se

um tipo de rede neural multicamadas que normalmente tem três camadas em sua composição: camada de entrada, camada de saída e camadas ocultas. (GAVUROVA *et al.*, 2022).

A primeira camada, ou camada de entrada, abrange os neurônios ditos previsores, e lida com observações/variáveis independentes das funções de ativação de dados (WU; MA; OLSON, 2022). Na camada intermediária – provavelmente camada oculta – a quantidade de neurônios não é limitada, embora aumente o desempenho mínimo para treinamento (LEE; CHOI, 2013). A função dos neurônios aqui é processar as informações da camada de entrada e passar as informações para a terceira camada ou neurônio (AYDIN; CAVDAR, 2015). A última camada contém as informações necessárias para as classes previamente definidas (CALLEJÓN *et al.*, 2013), produzindo os resultados do modelo que são comparados com os resultados esperados como base para ajustar os parâmetros (PATRA *et al.*, 1999). Pode haver um número variado de nós de camadas ocultas, dos quais a precisão da previsão depende e que, portanto, deve ser determinado através de treinamento e ajustes contínuos (WU; MA; OLSON, 2022).

A estrutura de RNA mais popular é a MLP com conexões FF (sem *loop* recorrente) e sistemas de aprendizagem no qual os pesos dos neurônios são adaptados de acordo com o sinal de erro de saída atual. Este processo, de forma contínua e interativa, faz com que a rede “aprenda” a resposta para as entradas reais. O erro em algumas camadas é definido como a soma dos erros na próxima camada de neurônios com pesos correspondentes e o algoritmo propaga esse erro em direção à camada de entrada da rede. A função de ativação converte as entradas em uma saída específica dependendo do tipo de rede (ou função de ativação utilizada). Essas funções podem variar de linear a não linear. O processo de aprendizagem consiste em ajustar pesos para minimizar o erro nos pares de entrada e saída conhecidos associados (conjunto de dados de treinamento) (GAVUROVA *et al.*, 2022).

As premissas de aprendizado em uma Rede Neural são baseadas em propriedades estatísticas multivariadas, não lineares e não paramétricas (GAVUROVA *et al.*, 2022; WU; MA; OLSON, 2022). Em virtude disso, o efeito de alerta precoce do modelo RNA é, em certas condições, superior aos modelos paramétricos e não paramétricos, pois ela supera as limitações dos métodos tradicionais de previsão quantitativa e não possui requisitos de distribuição de amostra. Além do mais, a RNA pode fornecer um mapeamento não linear entre entrada (banco de dados) e saída (resultado) para capturar a relação desconhecida entre diferentes variáveis e finalmente formar um modelo de aprendizagem com capacidade discriminante (WU; MA; OLSON, 2022).

Ainda como vantagem acerca do método, as redes neurais não apresentam problemas com dados faltantes e conseguem lidar com um grande número de variáveis e elementos (KRISTÓF, 2002), transformando entradas em saídas desejadas e ajustando os pesos dos sinais entre os neurônios (JENCOVA; STEFKO; VASANICOVA, 2020). O método também é vantajoso, uma vez que "aprende" com os novos cenários e se modifica à medida que é atualizado com dados mais recentes (DAUBIE; MESKENS, 2002; KUMAR; RAVI, 2007) se tornando, então, de alta e rápida adaptabilidade ante às mudanças, visto serem muito flexíveis, resistentes a informações caóticas e poderem usar tanto dados quantitativos quanto qualitativos (GAVUROVA *et al.*, 2022).

Por outro lado, a técnica também apresenta pontos de atenção, os quais são pertinentes serem destacados. Com relação ao uso dos dados, mesmo sua base sendo a de dados mais recentes, estes ainda se constituem dados passados (DAUBIE; MESKENS, 2002; KUMAR; RAVI, 2007). O processo de aprendizagem da rede é de longo prazo, além de apresentar complexidade na seleção dos pesos e necessidade de selecionar variáveis explicativas antes de criar o modelo (PTAK-CHMIELEWSKA, 2019). Na configuração da rede, o número de neurônios é inversamente proporcional à velocidade de aprendizagem, ou seja, muitos neurônios requerem mais tempo e aumentam a complexidade do sistema, ao passo que, em contrapartida, um pequeno número de neurônios pode fazer com que a rede seja rapidamente super ajustada e causar o risco de perda de conhecimento generalizado (GAVUROVA *et al.*, 2022). Para a operacionalização do modelo é necessário ainda a divisão do conjunto de dados em dados de treinamento e teste, sendo este uma amostra de dados não utilizada durante o treinamento (GAVUROVA *et al.*, 2022). E, por fim, a respeito do processamento e dos cálculos estruturados nas redes neurais, elas acabaram se tornando “caixas pretas” visto a dificuldade ou mesmo o fato de esconderem como os dados são processados e/ou a forma detalhada de cálculos aplicados no sistema (WU; MA; OLSON, 2022; PRIVARA; RIEVAJOVA, 2021; STEFANCIK; NEMETHOVA; SERESOVA, 2021).

A partir das vantagens e desvantagens do método, a literatura destaca, de forma geral, a pertinência e até mesmo a preferência ao seu uso, especialmente para a previsão de falências, considerando: seu alto poder preditivo e facilidade de uso; ser uma das formas mais confiáveis para a tomada de decisão na mineração de dados, principalmente pela facilidade de aplicação e capacidade de fornecimento de resultados confiáveis, que podem ser integrados a bancos de dados e; produzir resultados rápidos e mais realistas no conjunto de testes, treinando a rede com dados reais (AYDIN *et al.*, 2022).

De forma a elucidar e ampliar didaticamente a comparação entre o emprego de redes neurais e as demais técnicas utilizadas na previsão de falências corporativas, o Quadro 3, apresentado abaixo, relaciona pesquisas cuja contribuição está voltada para a análise comparativa dos métodos. Os autores descobriram que estudos individuais compararam RNA com análise discriminante, regressão logística e modelos heurísticos. Alguns resultados mostram precisão aproximada entre a previsão da RNA e o modelo clássico comparado, enquanto alguns encontraram uma taxa de sucesso significativamente maior na RNA. Nenhum estudo mostrou uma precisão estatisticamente significativa do modelo clássico em comparação com a RNA ou excluiu seu uso para predição (GAVUROVA *et al.*, 2022).

Quadro 3 – Emprego De Redes Neurais Em Trabalhos Sobre Previsão De Falências De Forma Comparativa

AUTOR(ES)	PRINCIPAIS CONTRIBUIÇÕES
Zhang, <i>et al.</i> (1999)	Sugeriram que as redes neurais têm melhor poder de previsão em comparação com o método de regressão logística.
Charambous, Charitou e Kaourou (2000)	Compararam a regressão logística com a rede neural artificial de retropropagação numa amostra de 139 empresas norte-americanas.
Horvathova, Mokrisova e Petruska (2021)	Compararam redes neurais com análise discriminante multivariada.
Kim (2011)	Compara análise discriminante multivariada (MDA), <i>logit</i> , máquina de vetores de suporte (SVM) e RNA no contexto do negócio hoteleiro, demonstrando superioridade da inteligência artificial.
Peat e Jones (2012)	Compararam a regressão logística com redes neurais em uma amostra de empresas australianas entre 2000 e 2002.
Kasgari <i>et al.</i> (2013)	Compararam análises via redes neurais MLP ( <i>perceptron</i> multicamadas) e <i>probit</i> usando uma amostra de 136 empresas iranianas.
Tinoco e Wilson (2013)	Compararam redes neurais com a especificação Z-score original de Altman em uma amostra de 23.218 empresas durante 1980-2011.
Tsai e Hung (2014)	Compararam conjuntos de redes neurais e híbridas para dados relacionados à pontuação de crédito australianos, alemães e japoneses e mostraram que redes neurais híbridas e conjuntos de redes neurais superam a rede neural única.
Brozyna, Mentel e Pisula (2016)	Compararam previsões de análises via regressão logística e <i>perceptron</i> multicamadas (MLP) na República Eslovaca e na Polônia utilizando uma amostra de 47 empresas de transporte.
Mihalovic (2016)	Comparou as previsões da análise discriminante e da regressão logística numa amostra de 236 empresas eslovacas. Os preditores mais significativos foram o lucro líquido em relação ao ativo total, o índice de liquidez corrente e o passivo circulante em relação ao ativo total.
Barboza, Kimura e Altman (2017)	Aplicaram máquinas de vetores de suporte, ensacamento, reforço e floresta aleatória e compararam os resultados com análise discriminante tradicional, regressão logística e redes neurais.
Hamori <i>et al.</i> (2018)	Usaram <i>bagging</i> , floresta aleatória e <i>boosting</i> e compararam com redes neurais.
Horvathova e Mokrisova (2020)	Compararam a regressão logística com análise envoltória de dados (DEA) numa amostra de 343 empresas da indústria de fornecimento de calor.
Papana e Spiridou (2020)	Compararam quatro abordagens para prever a falência financeira na Grécia: análise discriminante, <i>logit</i> , árvores de decisão e redes neurais.
Kim, Cho e Ryu (2021)	Utilizaram algoritmos de <i>machine learning</i> , regressão logística, floresta aleatória, máquina de vetores de suporte e modelos de redes neurais <i>feedforward</i> .
Stasko, Birzniece e Kebers (2021)	Compararam empresas utilizando o Z-Score e <i>machine learning</i> , revelando que o Z-Score prevê com maior acurácia a falência de empresas da amostra utilizada.

**Fonte:** Adaptado de Lima, Paulino e Fávero (2024); Gavurova *et al.* (2022); Iqbal *et al.* (2022); Wu; Ma; Olson (2022); Yu, Chi, Jiang (2019).

Os pontos apresentados ratificam a evolução histórica e em termos de robustez pela qual os modelos de previsão de falência estiveram sujeitos. A essência da previsão foi mantida e reforçada com os ganhos nestes modelos passando, por exemplo, a oferecer aos pesquisadores oportunidades de explorar diferentes campos (AYDIN; CAVDAR, 2015), em uma abordagem dinâmica e adaptada a diferentes ambientes financeiros e disponibilidade de dados (AZAYITE; ACHCHAB, 2016).

A previsão de falências é um problema relativamente simples para as RNAs (GAVUROVA *et al.*, 2022), para o qual elas são extremamente produtivas e amplamente aplicáveis em quase todos os mercados (IQBAL *et al.*, 2019; SLAVICI; MARIS; PIRTEA, 2016). Com relação aos vários tipos de redes, a aplicabilidade está preservada. A análise empírica descobriu que o modelo de rede neural híbrida se ajusta aos dados testados um pouco melhor do que o modelo Altman Z-score e o método de rede neural pura (WU; MA; OLSON, 2022) e a RNA MLP é um dos algoritmos preferidos em estudos sobre a capacidade preditiva de não falência, com desempenho elevado em estudos nos setores de manufatura, comércio e serviços (AYDIN *et al.*, 2022).

A ferramenta é aplicável também em diferenciações importantes para aprofundamento no tema, tendo sido utilizada nos últimos anos para desenvolver sistemas de classificação de crédito para pequenas empresas (YU; CHI; JIANG, 2019), juntamente com máquina de vetores de suporte (MOULA; CHI; ABEDIN, 2017; NIKLIS; DOUMPOS; ZOPOUNIDIS, 2014) e superando os modelos estatísticos tradicionais utilizados até então.

Finalmente, o uso das Redes Neurais permanece com potencial para fortalecer as chances de previsibilidade no caso de falências e pode agregar essa informação muito antes do tempo. De posse da informação e com tempo hábil, as ações, decisões e os resultados alcançados podem resultar em comportamentos diferentes, minimizando os impactos especialmente por parte dos acionistas e demais partes interessadas (IQBAL *et al.*, 2022).

#### **3.3.4. Descrição das variáveis**

Os principais determinantes considerados na estimativa de falência no presente trabalho se pautam na proposta do Z-Score de Altman (1968), abrangendo, portanto, indicadores contábeis a saber: Ativo Circulante, Passivo Circulante, Total de Ativos, Lucros



Acumulados, Resultados antes das Despesas Financeiras e Impostos, Patrimônio Líquido, Exigível Total e Total de Vendas.

Entretanto, a seleção das variáveis em questão não se dá considerando apenas a presença delas no modelo base, tampouco o seu poder explicativo à época. Em linha principalmente com a necessidade de atualização dos modelos e de revisão das variáveis necessárias, a literatura foi acessada como forma de respaldo para o uso das informações.

O desempenho empresarial pode ser avaliado pela solvência, capacidade operacional, rentabilidade e capacidade de desenvolvimento (WU; MA; OLSON, 2022), além disso, dentre as causas de problemas financeiros, são destaques a perda e/ou incapacidade de captação de capital e o elevado endividamento (LEVRATTO, 2013); a falta de liquidez e a insuficiência de informações contábeis e de análise de fluxos de caixa (SWITZER; TU; WANG, 2018; ARASTI, 2011), ou mesmo a incapacidade de financiar o investimento em estoques (KENNEY; LA CAVA; RODGERS, 2016).

Por outro lado, a simples menção da variável não é suficiente para tê-la no arcabouço de testes. Existem certos fatores, especialmente externos, que afetam a estabilidade dos modelos e, mais do que isso, tornam um determinado índice, até então preditor eficaz num ano, uma informação com perda de previsibilidade em outro intervalo (SITUM, 2014). Vários estudos (SARLIJA; JEGER, 2011; NAM *et al.*, 2008; BERG, 2007; HOL, 2007; GRICE; DUGAN, 2001; NAM; JINN, 2000; SUNG; CHANG; LEE, 1999; BEGLEY; MING; WATTS, 1996; GOMBOLA *et al.*, 1987; DOUKAS, 1986; MENSAH, 1984) encontraram este problema para diferentes variáveis e confirmaram que o poder de previsão destas mudou ao longo do tempo (SITUM, 2014).

Os modelos precisam ser recalibrados com o advento de variáveis específicas. Essas características podem incluir especificidades das empresas, ou mesmo situações específicas dos países onde se encontram (PANTOJA-AGUILAR *et al.*, 2021; ALALI, 2018; XU; ZHANG, 2009).

A aplicação dos índices para distinguir o risco financeiro das empresas em estudos sobre o fracasso financeiro e a falência, inspiradas nas categorias de risco do Z-score de Altman (1968) está resumida abaixo, no Quadro 4.

Quadro 4 – Variáveis Componentes do Z-Score de Altman (1968) e sua Aplicação na Previsão de Falências

VARIÁVEL	INDICADOR Z-SCORE	SINAL ESPERADO <sup>1</sup>	AUTORES	PRINCIPAIS CONTRIBUIÇÕES
Ativo Circulante	X <sub>1</sub>	(-)	(a); (b); (c); (d); (e); (f); (g)	Os indicadores relacionados à liquidez explicam a probabilidade de falência. Em empresas com dificuldades, a diminuição do capital de giro será mais rápida que o ativo total fazendo com que o índice caia. A relação de capital de giro é o melhor indicador na previsão de falência e, portanto, para que a empresa evite a falência, deve gerenciar seu desempenho financeiro da melhor forma possível. Especialmente no varejo, onde o giro de estoque é maior, a gestão de estoques é considerada importante para o sucesso.
Passivo Circulante	X <sub>1</sub>	(+)	(b); (c); (d); (e); (f); (g); (h)	
Ativo Total	X <sub>1</sub> , X <sub>2</sub> , X <sub>3</sub> e X <sub>5</sub>	(+)	(a); (b); (d); (f); (g); (i); (j); (k); (l); (m); (n); (o); (p); (q); (r); (s)	Variáveis importantes identificadas foram: rentabilidade, solvência e tamanho. Para que a empresa evite a falência, deve gerenciar seu desempenho financeiro da melhor forma possível, inclusive, mas não somente ativos da empresa, giro de contas a receber, capital de giro. As previsões de ROA melhoram à medida que o horizonte de falência diminui.
Lucros Acumulados	X <sub>2</sub>	(-)	(a); (b); (d); (f); (g); (i); (j); (k); (l); (m); (n); (o); (p); (q); (r); (s); (t); (u); (v); (w)	A solvência ocupa lugar central na análise financeira, refletindo as possibilidades de uma empresa honrar suas dívidas atuais e de longo prazo, além disso, o histórico de prejuízos constitui-se fator condicionante do insucesso empresarial. Os indicadores de rentabilidade são bons para explicar a probabilidade de falência. Para que a empresa evite a falência, deve gerenciar seu desempenho financeiro da melhor forma possível, incluindo, mas não se limitando a lucro antes de impostos e juros, lucro líquido, lucros retidos. As previsões de ROA melhoram à medida que o horizonte de falência diminui. A empresa cai na zona de dificuldades financeiras quando o índice EBITDA é inferior a 1.
EBIT	X <sub>3</sub>	(-)	(a); (b); (d); (e); (f); (g); (h); (j); (l); (m); (o); (p); (r); (s); (t); (u); (v); (x); (y); (z); (aa); (ab)	
Patrimônio Líquido	X <sub>4</sub>	(-)	(j); (w)	Uma das características de uma empresa insolvente é patrimônio líquido negativo. Outro fator condicionante do insucesso empresarial é um longo histórico de prejuízos.
Exigível Total	X <sub>4</sub>	(+)	(b); (e)	Os indicadores relacionados à dívida e à liquidez também são importantes na previsão do fracasso empresarial.
Total de Vendas	X <sub>5</sub>	(-)	(b); (d); (f); (g); (i); (k); (q); (n); (z); (aa); (ac); (ad)	As variáveis constantemente significativas nos modelos e com maior impacto na probabilidade de falência são índices de solvabilidade e de atividade. Para evitar a falência, a empresa deve gerenciar seu desempenho financeiro da melhor forma possível, regulando vendas e o retorno delas.

**Notas:** <sup>1</sup>Relação entre o indicador e a probabilidade de falência. **Indicadores:** X<sub>1</sub> = (Ativo Circulante – Passivo Circulante) / Total de Ativos; X<sub>2</sub> = Lucros Acumulados / Total de Ativos; X<sub>3</sub> = EBIT / Total de Ativos; X<sub>4</sub> = Patrimônio Líquido / Exigível Total; X<sub>5</sub> = Vendas / Total de Ativos. **Autores:** (a) Bhargava, Dubelaar e Scott (1998); (b) Pacheco *et al.* (2022); (c) Marginingsih (2022); (d) Wahyuningsih, Venusita (2022); (e) Jakubik, Teply (2011); (f) Harumova e Janisova (2014); (g) Kovacova e Klietstik (2017); (h) Fitzpatrick (1932); (i) Beaver (1966); (j) Altman (1968); (k) Ohlson (1980); (l) Lakshan e Wijekoon (2013); (m) Coats e Fant (1993); (n) Almansour (2015); (o) Paolone e Kesgin (2016); (p) Altman, Haldeman e Narayanan (1977); (q) Altman e Sabato (2007); (r) Pervan, Pervan e Vukoja (2011); (s) Nanayakkara e Azeez (2015); (t) Cronin Jr. (1985); (u) Rauh (1990); (v) Troacă (2013); (w) Andrade e Lucena (2018); (x) Ninh, Thanh e Hong (2018); (y) Taffler (1982); (z) Platt e Platt (1990); (aa) Kim e Gu (2006); (ab) Pacheco (2015); (ac) Valecky e Slivkova (2012); (ad) Zmijewski (1984). **Fonte:** Elaborado pelo autor.

Ao desenvolver um modelo de previsão de falência, é crucial escolher variáveis que prevejam a probabilidade de um processo de falência com a máxima precisão. Mesmo com a ressalva de que usar apenas um tipo de índice financeiro como variável explicativa não conta toda a história financeira sobre uma empresa (PANG; KOGEL, 2013), é comum observar – em até 40% dos trabalhos – a repetição de variáveis que foram utilizadas em estudos anteriores (DU JARDIN, 2009). Neste contexto, outros aspectos mencionados na literatura estão presentes nesta proposta e dizem respeito ao tamanho das organizações pesquisadas e ao setor em específico de atuação delas.

O tamanho da empresa é variável frequente e significativa em estudos sobre previsão de falências e não definir com rigor o tamanho das empresas estudadas pode comprometer os resultados das pesquisas (PEREIRA; MARTINS, 2015). Desde o trabalho de Ohlson (1980), o tamanho da empresa foi um importante preditor de falência e a conclusão se replicou para os estudos de Fitzpatrick e Ogden (2011), McKee (2007) e Theodossiou *et al.*, (1996), mesmo as definições para o tamanho da empresa diferindo entre esses estudos. Nanayakkara e Azeez (2015) e Beaver (2005) também identificaram significância estatística para a variável tamanho e se referiram a ela como uma das principais variáveis para explicar a falência corporativa (PACHECO *et al.*, 2022).

O tamanho das organizações não é apenas uma *proxy* avaliativa do modelo. A escolha, neste trabalho, por tê-lo como objeto de análise se dá pela diferenciação na natureza organizacional, financeira, de informações e de funcionamento entre as empresas conforme seu porte. É necessário, portanto, considerar uma ampla gama de indicadores financeiros focados principalmente na alavancagem, liquidez e rentabilidade ao prever a falência de PME (PAPÍK, PAPÍKOVÁ, 2023).

Por fim, acerca dos setores de atuação. A previsão de falência determina que sejam utilizadas funções discriminantes para cada indústria em específico (PANG; KOGEL, 2013) visto que os índices financeiros não são comparáveis entre empresas de diferentes setores, pois enfrentam outros riscos, requisitos de capital e concorrência (GILL, 1994).

### **3.4.Resultados**

Nesta seção serão apresentados os resultados do trabalho, contemplando uma análise a partir da estatística descritiva da base trabalhada, seguida pelas análises decorrentes da replicação da rede neural e seus componentes relevantes.

### 3.4.1. Estatística Descritiva

Com relação à composição da base em relação aos segmentos de atividade, conforme demonstrado na Tabela 5, apresentada abaixo, a categoria denominada originalmente de Varejo, contempla, na média anual do período analisado, 6,7% da quantidade de empresas, o que representa 88 empresas anualmente.

Quanto ao segmento alvo da análise – varejo alimentar – após a seleção nominal das empresas que não exerçam tal atividade, percebe-se uma composição com 22 empresas em média a cada ano, o que representa cerca de 1,7% do total de empresas da base.

**Tabela 5:** Composição da base por segmento – Visão anual

<b>Ano</b>	<b>Total Empresas</b>	<b>Empresas Segmento Varejo</b>	<b>% empresas Varejo sobre total</b>	<b>Empresas Segmento Varejo Alimentar</b>	<b>% Empresas Varejo Alimentar sobre total</b>
2015	1.500	98	6,5%	27	1,8%
2016	1.500	98	6,5%	30	2,0%
2017	1.500	91	6,1%	27	1,8%
2018	1.500	104	6,9%	25	1,7%
2019	901	62	6,9%	15	1,7%
2020	776	53	6,8%	12	1,5%
2021	1.497	95	6,3%	23	1,5%
2022	1.441	102	7,1%	19	1,3%
<b>MÉDIA</b>	<b>1.327</b>	<b>88</b>	<b>6,7%</b>	<b>22</b>	<b>1,7%</b>

**Fonte:** Elaborado pelo autor.

Os dados financeiros destas empresas estão sumarizados na Tabela 6, apresentada a seguir. A receita líquida média anual destas empresas oscilou entre R\$5 bilhões em 2017 e atingiu o máximo de R\$11,2 bi em 2020. Em linhas gerais o comportamento deste indicador foi estável e decrescente no intervalo entre 2015 e 2017, e novamente, após atingir o pico em 2020, após dois anos de sucessivos incrementos, não manteve o ritmo e voltou a apresentar redução em 2021, com retomada parcial no ano de 2022 que encerra a série.

Com relação ao EBITDA, o movimento anual é semelhante. A média histórica do indicador é próxima de R\$500 milhões, com o máximo de R\$893 milhões em 2020, oscilando entre R\$588 milhões e R\$696 milhões nos dois últimos anos pesquisados.

Em relação ao resultado líquido médio das empresas da amostra, 2015 apresentou uma média de R\$56,8 milhões e entre os anos de 2016, em que houve o registro do único valor negativo da série (-R\$17 milhões), e 2021, há um crescimento sucessivo até a marca de R\$345 milhões registrada neste ano. Apesar do forte ritmo de expansão, em 2022 a tendência não se manteve, e as empresas sinalizaram queda no resultado auferido, retornando ao patamar de R\$210 milhões.

O endividamento se acentua entre os anos de 2019 e 2021. Nesse período, o indicador se eleva mais de seis vezes, superando os 1900% em 2021, ao passo que, no início da série, esteve em 397%. Ponto de atenção é que na base de 2022, o indicador sinaliza um decréscimo expressivo, retornando ao patamar de 418%.

Por fim, com relação à rentabilidade sobre o Patrimônio Líquido, as empresas que chegaram a atingir 16,1% em 2018, foram até o patamar de 243% em 2020, mas retornaram a 18% em 2022.

**Tabela 6:** Informações Financeiras – Empresas do Varejo Alimentar

Ano	Receita Líquida Média Anual <sup>1</sup>	EBITDA Médio <sup>1</sup>	Resultado Líquido Médio <sup>1</sup>	Endividamento Médio (%)	Rentabilidade Média do PL (%)
2015	7.463.040,56	345.394,48	56.890,72	397,06	26,38
2016	7.129.885,65	309.856,38	-17.412,76	562,30	24,70
2017	5.056.167,33	307.214,38	176.133,57	473,93	31,04
2018	5.273.214,33	372.038,00	247.681,33	340,17	16,10
2019	8.107.573,21	487.342,57	223.377,64	1.072,76	129,33
2020	11.234.838,58	893.527,83	563.216,25	1.116,26	243,27
2021	8.266.055,63	588.315,32	345.008,11	1.941,03	135,61
2022	10.267.606,76	696.156,18	210.932,41	418,06	18,59

**Fonte:** Elaborado pelo autor. **Nota:** <sup>1</sup> Dados em R\$ Mil.

A classificação das empresas da amostra conforme o porte foi pautada na metodologia apresentada pelo BNDES, considerando a receita de vendas da companhia como critério. Dentre as quatro classificações do método, as microempresas, cuja receita anual é inferior a trezentos e sessenta mil reais e as pequenas empresas, com vendas anuais entre 360 mil e 4,8 milhões não tiveram observações identificadas na amostra pesquisada, conforme detalhes abaixo na Tabela 7.

O público de maior representatividade na base é de empresas denominadas Grandes Empresas, com receita anual superior a R\$300 milhões. Em média há 19 empresas em cada

ano avaliado e são, ao todo 148 ocorrências de empresa neste porte na base de estudo. A receita média destas empresas é de R\$8,2 bi, com movimento de queda nos exercícios 2017 e 2018, seguidos de forte recomposição em 2019 e 2020 quando atingiram R\$11,2 bilhões de vendas médias anuais. Nos anos mais recentes de análise da base, as empresas voltaram a apresentar quedas em suas vendas, com o total das receitas oscilando próximo a R\$10,2 bilhões.

Cerca de 4% da quantidade anual de empresas é composta por médias empresas, cujo faturamento anual está entre 4,8 e 300 milhões de reais. A ocorrência de empresas deste porte na amostra não é constante. Entre 2015 e 2018 elas aparecem de forma recorrente, porém apenas em 2021 são registradas novamente.

**Tabela 7:** Distribuição anual das empresas do Varejo Alimentar por Porte.

	<b>Quantidade Empresas</b>	<b>% Sobre Empresas Varejo Alimentar</b>	<b>Receita Líquida Média Anual (R\$ mil)</b>
<b>ANO</b>	<b>MICROEMPRESA<sup>1</sup></b>		
	<i>[sem observações]</i>		
<b>MÉDIA</b>	-	-	-
<b>ANO</b>	<b>PEQUENA EMPRESA<sup>2</sup></b>		
	<i>[sem observações]</i>		
<b>MÉDIA</b>	-	-	-
<b>ANO</b>	<b>MÉDIA EMPRESA<sup>3</sup></b>		
2015	1	4%	139.813,00
2016	3	10%	177.263,00
2017	2	7%	256.088,50
2018	2	8%	250.616,50
2019	0	0%	-
2020	0	0%	-
2021	1	4%	291.388,00
2022	0	0%	-
<b>MÉDIA</b>	<b>1</b>	<b>4%</b>	<b>223.033,80</b>
<b>ANO</b>	<b>GRANDE EMPRESA<sup>4</sup></b>		
2015	26	96%	7.744.703,15
2016	20	67%	8.172.779,05
2017	19	70%	5.561.438,79
2018	22	88%	5.729.814,14
2019	14	93%	8.107.573,21
2020	12	100%	11.234.838,58
2021	18	78%	8.709.092,72
2022	17	89%	10.267.606,76
<b>MÉDIA</b>	<b>19</b>	<b>85%</b>	<b>8.190.980,80</b>

**Fonte:** Elaborado pelo autor. **Nota:** Conforme a classificação do BNDES [20--?] a receita operacional bruta anual destas empresas é de: <sup>1</sup>Microempresa: menor ou igual a R\$360 mil; <sup>2</sup>Pequena Empresa: Maior que R\$360 mil e menor ou igual a R\$4,8 milhões; <sup>3</sup> Média Empresa: Maior que R\$4,8 milhões e menor ou igual a R\$300

milhões; <sup>4</sup>Grande Empresa: Maior que R\$300 milhões. Para estruturar tal classificação, considerando as informações disponíveis, considerou-se a informação da receita líquida média anual.

Especificamente a respeito do porte das empresas, nota-se concentração nas faixas de média e grandes empresas, isto é, com faturamento anual maior que R\$4,8 milhões. As características de seleção do tipo previamente indicado, com ausência de informações padronizadas (CHAI *et al.*, 2019; YU; CHI; JIANG, 2019), com má qualidade nos dados disponíveis (PACHECO, 2015) são aplicáveis, sobretudo pelo não acesso a números financeiros padronizados, o que extrapola até mesmo a amostra contemplada e abrange todo o segmento em questão.

Por fim, com relação à aplicação do score às empresas da amostra, conforme evidenciado abaixo na Tabela 8, a nota média das empresas é, para todos os anos, suficiente para classificá-las, como empresas saudáveis (nota superior a 2,675). Tal observação se alinha à presença de, em média, 60% de empresas nessa faixa em cada um dos anos.

A parcela de empresas classificadas como em dificuldades financeiras (score inferior a 1,8) é de 11% da base (3 empresas), apresentando anualmente quantidade menor em relação ao todo. A quantidade de empresas para as quais o score não foi conclusivo – denominada área cinzenta – é crescente, tendo saído de 7% do total em 2017 até os 41% em 2020. Em média a quantidade de empresas nesta categoria representa 17% do total e a queda observada nesta classe nos anos de 2021 e 2022 é justificada pelo aumento concomitante na categoria de empresas saudáveis.

**Tabela 8:** Score médio e distribuição das empresas conforme faixa de classificação.

ANO	SCORE MÉDIO	FAIXA DE CLASSIFICAÇÃO (QUANTIDADE E %)					
		DIFICULDADES FINANCEIRAS <sup>1</sup>		ÁREA CINZENTA <sup>2</sup>		EMPRESAS SAUDÁVEIS <sup>3</sup>	
2015	2,7428	10	37,04%	3	11,11%	14	51,85%
2016	3,3116	7	23,33%	1	3,33%	15	50,00%
2017	4,2757	1	3,70%	2	7,41%	18	66,67%
2018	3,6234	4	16,00%	2	8,00%	18	72,00%
2019	3,8775	0	0,00%	2	13,33%	12	80,00%
2020	3,1012	0	0,00%	5	41,67%	7	58,33%
2021	3,2738	2	8,70%	6	26,09%	11	47,83%
2022	3,0411	1	5,26%	5	26,32%	11	57,89%
<b>MÉDIA</b>		<b>3</b>	<b>11,75%</b>	<b>3</b>	<b>17,16%</b>	<b>13</b>	<b>60,57%</b>

**Fonte:** Elaborado pelo autor. **Nota:** Dificuldades financeiras:  $\text{Score} < 1,8$ ; Área Cinzenta:  $1,8 \leq \text{Score} \leq 2,675$ ; Empresas financeiramente saudáveis:  $\text{Score} > 2,675$ . Para fins de cálculo do score, os *missing-values* resultaram em indicadores ( $X_1$ ,  $X_2$ ,  $X_3$ ,  $X_4$  ou  $X_5$ ) nulos na apuração.

A Tabela 9, apresentada a seguir, sumariza ainda a parte descritiva das variáveis que compõem o modelo de score, bem como as parcelas do cálculo (X), observadas para as empresas da amostra, conforme a organização dos dados no formato de painel, etapa aplicada previamente ao processamento do modelo de análise discriminante múltipla, apresentado na sequência.

**Tabela 9:** Estatística Descritiva.

VARIÁVEL	OBSERVAÇÕES	MÉDIA	DESV. PAD.	MÍNIMO	MÁXIMO
SCORE	157,00	3,3909	1,8543	-3,8826	6,9065
RL	157,00	7.504.169,00	13.400.000,00	139.813,00	69.100.000,00
AT	147,00	5.374.478,00	10.900.000,00	0,00	51.000.000,00
PL	147,00	2.166.898,00	5.191.161,00	-1.799.533,00	29.700.000,00
EBITDA	151,00	466.154,00	919.383,30	-152.136,00	4.346.000,00
NKG	145,00	-9.311,40	1.162.076,00	-8.806.000,00	8.448.000,00
X1	157,00	0,06	0,15	-0,89	0,44
X2	157,00	0,36	0,32	-1.407.205,00	1,00
X3	157,00	0,08	0,16	-1.680.652,00	0,39
X4	157,00	0,60	0,74	-1,00	3.496.847,00
X5	157,00	2.211.924,00	1.331.156,00	0,00	5.518.938,00

**Fonte:** Elaborado pelo autor.

### 3.4.2. Análises Estatísticas – Matriz de Correlação e Análise Discriminante Linear

#### 3.4.2.1. Matriz de Correlação

A análise de correlação entre as variáveis propostas para o modelo está detalhada a seguir, na Tabela 10, na qual as correlações significantes ao nível de 10% estão devidamente assinaladas. As variáveis são correlacionadas em nível relevante com, em média, 3 variáveis do modelo. Quanto às variáveis de teste –  $X_1$ ,  $X_2$ ,  $X_3$ ,  $X_4$  e  $X_5$  – a correlação significativa mais frequente foi no primeiro termo, seguida por  $X_5$ .



**Tabela 10:** Matriz de correlação das variáveis do modelo de previsão de falência.

	<b>SCORE</b>	<b>RL</b>	<b>AT</b>	<b>PL</b>	<b>EBITDA</b>	<b>NKG</b>	<b>X1</b>	<b>X2</b>	<b>X3</b>	<b>X4</b>	<b>X5</b>
<b>SCORE</b>	1,0000										
<b>RL</b>	-0,2977*	1,0000									
<b>AT</b>	-0,3593*	0,9312*	1,0000								
<b>PL</b>	-0,2395*	0,7673*	0,8406*	1,0000							
<b>EBITDA</b>	-0,2924*	0,9343*	0,9142*	0,7512*	1,0000						
<b>NKG</b>	0,0342	-0,3587*	-0,2623*	-0,2150*	-0,3768*	1,0000					
<b>X1</b>	0,5255*	-0,2149*	-0,1934*	-0,1691*	-0,2158*	0,2691*	1,0000				
<b>X2</b>	0,5673*	-0,0347	0,0063	0,2352*	-0,0046	-0,0072	0,5254*	1,0000			
<b>X3</b>	0,5249*	0,0104	-0,0068	-0,0057	0,0552	-0,0137	0,4806*	0,4449*	1,0000		
<b>X4</b>	0,4957*	-0,1198	-0,1027	-0,0622	-0,0918	0,0224	0,5327*	0,4727*	0,1432*	1,0000	
<b>X5</b>	0,7623*	-0,3405*	-0,4225*	-0,3630*	-0,3631*	0,0054	0,0477	0,0437	0,0732	0,0646	1,0000

**Fonte:** Elaborado pelo autor. **Nota:** Correlação significativa ao nível de 10% (\*).

### 3.4.2.2. Análise Discriminante Linear

A partir do processamento estatístico dos dados, chegou-se ao detalhamento dos coeficientes para cada uma das variáveis da função de previsão de falência.

Considerando o intuito de se ter um modelo replicável e aplicável à realidade do segmento e do público de empresas analisadas, este detalhamento se pautou no uso de coeficientes canônicos padronizados para a amostra total, os quais levam em conta a variância total da amostra, e são mais robustos e úteis para generalização dos resultados para a população.

Como resultado, o modelo atualizado de previsão de falências para as empresas do setor de varejo alimentar brasileiro é:

$$Z = 0,226648 X_1 - 0,777183 X_2 - 0,312774 X_3 - 0,343175 X_4 - 1,263451 X_5$$

Em termos de assertividade do modelo, a Tabela 11, apresentada abaixo sumariza o % de acerto do modelo, replicando as classes e apurando o total, no horizonte de um anos antes do eventual evento falimentar.

**Tabela 11:** Matriz de assertividade na classificação das observações a partir do modelo atualizado de previsão de falência.

Faixa Verdadeira	Classificação do Modelo		
	0	1	Total
0	35	0	35
	100,00%	0,00%	100,00%
1	6	116	122
	4,92%	95,08%	100,00%
Total	41	116	157
	26,11%	73,89%	100,00%
Taxa de Erro	0%	4,918%	2,459%

Fonte: Elaborado pelo autor.

### 3.5. Rede Neural

O processamento estatístico dos dados trabalhados nesta pesquisa também foi feito mediante a aplicação de Redes Neurais. Tal como no artigo-base (WU; MA; OLSON, 2022), o software utilizado foi o SPSS®. Na configuração da rede, os dados foram divididos em uma proporção entre treinamento e teste de 0,77:0,23. Os nós na camada de entrada foram cinco; 6

neurônios na camada oculta. Para a separação na amostra entre bases de treinamento e testes, valeu-se da técnica de validação cruzada, com a criação de uma variável específica para o particionamento, a partir da qual os períodos anteriores (2015 a 2020) foram selecionados como treinamento e as observações dos anos de 2021 e 2020 ficaram reservadas como processamento em teste.

Na camada de saída a classificação das empresas com base na sua situação financeira gerou os 3 neurônios. A função de excitação da camada de saída utilizada é a função softmax e a função de excitação para camadas ocultas é a função tangente.

Abaixo as Tabelas e Figuras que sumarizam o resultado do processamento, mantido o intervalo prévio de um ano ao evento do incumprimento:

**Tabela 12:** Distribuição entre treinamento e testes no processamento

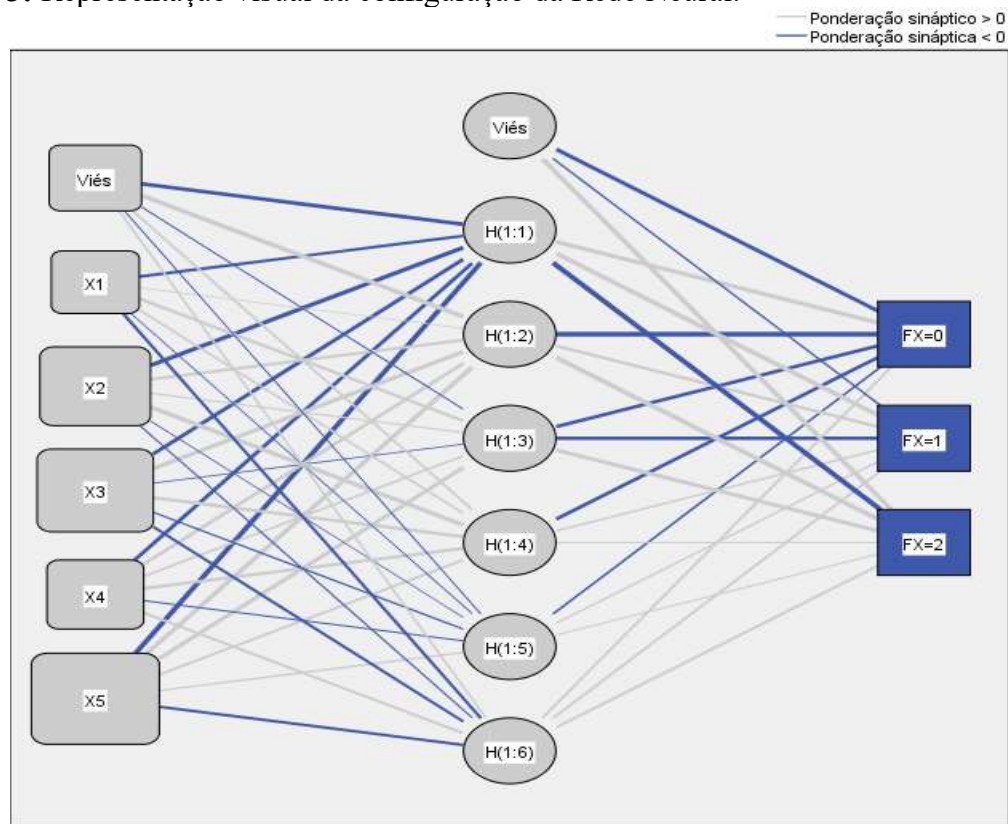
		<b>N</b>	<b>Porcentagem</b>
Amostra	Treinamento	121	77,1%
	Testes	36	22,9%
Válido		157	100,0%
Excluídos		235	
<b>Total</b>		<b>392</b>	

Fonte: Elaborado pelo autor.

**Tabela 13:** Assertividade da predição do modelo

		<b>Previsto</b>			
Amostra	<b>Observado</b>	0	1	2	Porcentagem correta
Treinamento	0	22	0	0	100,0%
	1	0	15	0	100,0%
	2	0	0	84	100,0%
	Porcentagem global	18,2%	12,4%	69,4%	100,0%
Testes	0	2	1	0	71,4%
	1	1	10	0	80,0%
	2	0	0	22	100,0%
	Porcentagem global	8,3%	30,6%	61,1%	92,5%
<b>Porcentagem Previsões Incorretas</b>					<b>5,6%</b>

Fonte: Elaborado pelo autor.

**Figura 3:** Representação visual da configuração da Rede Neural.

Função de ativação de camada oculta: Tangente hiperbólica

Função de ativação de camada de saída: Softmax

**Fonte:** Elaborado pelo autor.**Tabela 14:** Estimativas dos parâmetros.

Preditor		Previsto								
		Camada oculta 1						Camada de saída		
		H(1:1)	H(1:2)	H(1:3)	H(1:4)	H(1:5)	H(1:6)	[FX=0]	[FX=1]	[FX=2]
<b>Camada de entrada</b>	(Viés)	-1,504	2,116	-0,173	0,353	-0,120	0,269			
	X1	-0,590	0,001	0,711	0,281	-0,094	-0,497			
	X2	-1,672	0,606	0,205	1,806	-0,053	-0,186			
	X3	-1,347	1,668	-0,087	0,855	-0,215	-0,433			
	X4	-1,123	0,973	0,348	0,837	-0,180	0,415			
	X5	-3,995	1,966	1,626	0,415	0,226	-0,480			
<b>Camada oculta 1</b>	(Viés)							-1,397	-0,225	2,128
	H(1:1)							1,745	2,223	-4,370
	H(1:2)							-4,023	0,822	3,988
	H(1:3)							-1,048	-1,069	1,586
	H(1:4)							-1,006	0,236	0,107
	H(1:5)							-0,243	0,232	0,194
	H(1:6)							0,390	0,354	0,415

**Fonte:** Elaborado pelo autor.

A arquitetura da rede neural não permite a extração de coeficientes lineares diretos que indiquem o peso de cada um dos indicadores. Contudo, é possível avaliar a relevância de cada fator a partir da análise de sensibilidade, que revela a importância relativa de cada variável.

Conforme a Tabela 15, a variável X5 (Vendas/Ativo Total) emergiu como o fator de maior impacto na previsão, com uma importância normalizada de 100%. Em seguida, a variável X3 (EBIT/Ativo Total), com 83,5%, demonstra a alta relevância da rentabilidade operacional. A variável X2 (Patrimônio Líquido/Ativo Total) tem sua importância próxima das já destacadas, indicando que a estrutura de capital da companhia, especialmente quando concentrada em recursos próprios é relevante na avaliação.

Em síntese, a relevância destas variáveis denota que o modelo aprendeu a priorizar métricas de eficiência, rentabilidade e capitalização, em detrimento das de liquidez (X1, 43,7%) para classificar a saúde financeira das empresas na amostra.

**Tabela 15:** Importância e importância normalizada das variáveis no modelo de previsão de falência.

	<b>Importância</b>	<b>Importância normalizada</b>
X1	0,122	43,7%
X2	0,211	75,6%
X3	0,233	83,5%
X4	0,156	56,1%
X5	0,279	100,0%

**Fonte:** Elaborado pelo autor.

Conforme evidenciado nos resultados do processamento, as variáveis previstas compuseram, de fato o modelo preditor. Adicionalmente, a porcentagem de previsões incorretas foi de 5,6%, o que pode ser considerado como um ganho significativo na eficácia da predição, sobretudo quando comparado com os resultados base: taxa média de acerto da rede neural híbrida é de 99,40%; modelo Altman Z-score (86,54%, ainda que não tenha atingido os resultados da rede neural daquele trabalho (98,26%) (WU; MA; OLSON, 2022).

### 3.5.1. Validação do modelo e definição do ponto de corte

A validação do modelo gerado a partir da rede neural e a definição do ponto de corte que separa as empresas ante ao seu risco de falência, foi feita a partir da aplicação da curva

ROC (*Receiver Operating Characteristic*) e os cálculos a partir dos indicadores de Sensibilidade e Especificidade.

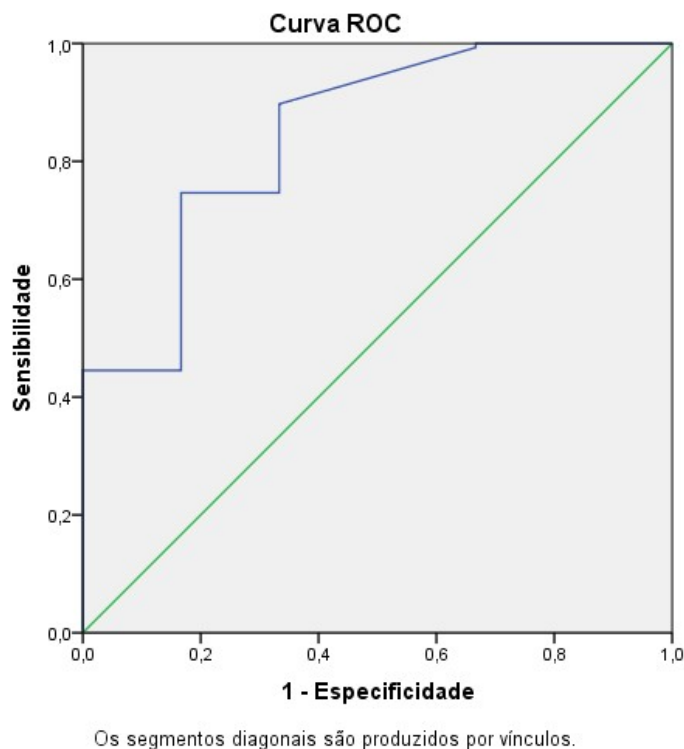
Esta etapa seguiu também validações a partir da construção de tabelas de contingência e de validações estatísticas dos resultados obtidos. Cabe destacar que para a informação da tabela de contingência e marcação das empresas como falidas, houve consulta manual de cada uma das empresas no Banco de Falências e Recuperações Judiciais do Tribunal Superior do Trabalho (<https://bancofalencia.tst.jus.br/>) a partir dos nomes indicados nas respectivas bases de dados.

O ponto de corte obtido para o modelo, isto é, a nota proveniente do resultado da ponderação dos cinco indicadores que, se atingida ou superada, indica que as empresas não têm risco de falência é de 2,40. Analogamente, empresas para as quais o resultado do modelo indique um valor inferior a este, têm alto risco de falência. De forma complementar, quanto menor a nota, maior o risco de falência indicado para a empresa em análise.

A definição do ponto de corte se deu conforme índice de Youden, maximizando Sensibilidade e Especificidade. Este indicador fornece um critério para a escolha do melhor ponto de corte ao indicar a máxima taxa global de correta classificação. Ele atua como uma medida direta de acurácia do ponto de corte. A escolha do índice ocorreu em detrimento, por exemplo, da maximização da sensibilidade (ainda que com especificidade comprometida), o que acarretaria num risco maior de erros do Tipo II (classificar uma empresa saudável como falida), mas que traria menor impacto para a usabilidade do modelo, considerando principalmente que o primeiro cenário traz ganhos mais significativos em relação às métricas de especificidade, valor preditivo positivo e, principalmente, sem comprometer a medida de valores preditivos negativos.

A seguir, na Figura 4, temos a representação visual da Curva ROC de validação do modelo. Os dados depreendidos da análise da mesma estão sumarizados na Tabela 16, relacionada abaixo, a qual indica uma AUC (área sobre a curva) de 0,847, indicando a qualidade satisfatória do modelo elaborado.

Figura 4: Curva ROC – Modelo de previsão de falência das empresas do varejo alimentar brasileiro.



Fonte: Elaborado pelo autor.

**Tabela 16:** Valores de AUC e medida de performance global do modelo.

Área sobre a curva	0,847
Limite inferior*	0,684
Limite superior*	1,000

Fonte: Elaborado pelo Autor. Nota: \* Intervalo de confiança de 95%.

### 3.6. Considerações Finais

Considerando a destacada necessidade de atualização recorrente nos modelos de previsão de falência, como forma de garantir sua assertividade ante à característica de aplicação em tempo pré-determinado (ALTMAN; SABATO; WILSON, 2008), bem como a lacuna teórica de sobre a aplicação dessa técnica em empresas com demonstrações financeiras não publicadas, o objetivo deste trabalho foi o de construir um modelo atualizado de previsão de falência aplicável às empresas do varejo alimentar brasileiro.

Para tanto, foram coletados dados financeiros de empresa deste segmento na base de dados do jornal Estadão (1500 +), calculados os indicadores para o modelo de previsão de falência a partir das categorias propostas por Altman e reprocessados os cálculos da

importância de cada variável através das metodologias de Análise Discriminante Linear e Redes Neurais Artificiais.

O modelo de desenvolvimento da pesquisa se deu tendo como base o artigo de Wu, Ma e Olson (2022), o qual combina o Z-Score e uma rede neural MLP-ANN, para estabelecer uma ferramenta de predição de falência empresarial no mercado chinês.

As contribuições pretendidas pelo trabalho foram a replicação do método híbrido ao mercado brasileiro e o foco de análise em empresas não listadas, com ênfase no segmento varejista alimentar.

Como resultados, os modelos obtidos na pesquisa confirmaram a presença e relevância das variáveis propostas, tal como nos modelos da literatura, porém, tendo o seu percentual de assertividade melhorado, mediante atualização dos dados e recálculo da forma de ponderação de cada um dos fatores ( $X_1$ ,  $X_2$ ,  $X_3$ ,  $X_4$  e  $X_5$ ).

Cabe considerar que ter o Z-score como ponto de partida para o desenvolvimento deste trabalho, foi consequência da seleção do texto base, mas considerou principalmente, este modelo como *benchmark* universalmente reconhecido e ainda hoje utilizado na prática e ensinado em cursos de finanças. Por outro lado, o objetivo não era de simplesmente desenvolver uma nova equação e a partir dela expor meras comparações com o modelo tradicional. O que se buscou com o trabalho foi manter a direção apontada na literatura no que diz respeito à necessidade de atualização dos modelos de predição e demonstrar a inadequação do padrão para este contexto específico, destacando o desempenho de uma nova linha de base como oportunidade prática.

O uso de dados de uma base de dados não tradicional e, até então, não consumida para fins de pesquisa acadêmica com fim semelhante ao aqui desenvolvido, trouxe algumas limitações para a pesquisa. Especialmente no que diz respeito à obtenção, extração, tabulação e validação das informações, os processos foram executados, em sua maioria, com etapas manuais, envolvendo inclusive a busca e validação das empresas em seus sites institucionais a partir dos nomes apresentados. Face a isso, mesmo empresas originalmente classificadas como varejo precisaram ser desconsideradas para o estudo, quando constatou se tratar, na verdade, de outras atividades da pesquisa, não objeto inicial do trabalho.

Ainda com relação aos dados para o trabalho, embora a base original dispusesse de uma quantidade relevante de empresas para avaliação, após os devidos filtros, a quantidade de empresas disponíveis na base foi limitada, com atenção para a não recorrência no intervalo avaliado.



A amostra final trabalhada na pesquisa contemplou, em sua maioria (85%) empresas de grande porte, conforme sua composição original. Entende-se que o resultado do trabalho foi preservado ante às premissas propostas, sobretudo, por ter permitido a atualização do modelo de previsão a partir e para empresas sem demonstrações contábeis publicadas.

É a partir desta consideração que surgem, inclusive, oportunidades pesquisas futuras, dentre as quais pode-se destacar a replicação dos modelos resultantes em amostras de pequenas empresas; a busca de análise de predição de falência para outros segmentos da economia, superada a necessidade de números de demonstrativos econômico-financeiros estruturados para tal.

De forma complementar, avaliar os episódios de crise na janela temporal, bem como seus efeitos nos números e no comportamento preditivo dos modelos também se configura como uma oportunidade para futuros trabalhos. Sob tal ótica e especialmente neste contexto, a avaliação dos efeitos da recente pandemia (COVID-19) tanto sobre as variáveis financeiras do varejo alimentar (faturamento, necessidade de capital de giro, endividamento etc.), quanto sobre a assertividade dos modelos na predição falimentar são oportunas para próximas pesquisas.

Por fim, quanto aos métodos, a validação do modelo final contra outros algoritmos, como por exemplo de *machine learning* é sugestão para pesquisas futuras, sem desprezar que o primeiro passo – atualizar e desafiar – o incumbente mais conhecido foi aqui realizado.

Se por um lado auferem-se ganhos diretos no poder preditivo dos modelos de previsão de incumprimento financeiro a partir da sua atualização e segmentação, por outro, existem ainda forma relevantes de potencializar o ganho e a aplicabilidade desta ferramenta, especialmente em mercados onde existe uma baixa cultura e formalização de dados financeiros.

Por esse motivo e imbuído neste propósito, o capítulo 4, apresentado a seguir visa tornar a técnica de previsão de falências exequível mesmo em contextos em que haja ausência de dados financeiros estruturados. O trabalho se pautou nas técnicas estatísticas de análise discriminante e redes neurais, confirmando a relevância e a capacidade de variáveis operacionais e regionais serem empregadas na avaliação de empresas, com cunho preditivo falimentar.

## **CAPÍTULO 4: O RATING DE CRÉDITO NÃO FINANCEIRO DO VAREJO ALIMENTAR À LUZ DE VARIÁVEIS DE REGIONALIDADE**

### **4.1. Introdução**

O crédito é um agente essencial ao desenvolvimento de uma economia e faz dos bancos e instituições financeiras agentes com significativa participação neste processo na medida em que proporcionam o acesso ao crédito mediante um acordo de reembolso em determinado período. Por outro lado e por consequência, passam a lidar, cotidianamente, com o risco de crédito, isto é, o risco de incumprimento de uma dívida, seja mediante a incapacidade de honrar o capital, os juros, ou ambos (GOEL; RASTOGI, 2023).

Como forma de mitigar este risco e, sobretudo considerando a falência como a forma mais grave de declínio, tal que a empresa não consegue pagar as suas dívidas (RICO; CANTARERO; PUIG, 2021), a previsão de falências se estruturou com uma longa história de investigação, pelo que foi possível determinar, através de modelos de previsão, variáveis adequadas no alerta precoce (SITUM, 2014).

Na exploração destas variáveis e procurando aprimorar o caráter preditivo à falência, identificou-se que, além de indicadores contabilísticos e de variáveis baseadas no mercado, variáveis não financeiras apresentaram grande capacidade de previsão (SITUM, 2014). Em estudos como Pervan e Kuvek (2013), Madrid-Guijarro, Gacria-Perez-de-Lema e van Auken (2011), Barniv, Agarwal e Leach (2002) e Abdiali e Harris (1995), demonstrou-se que a combinação de variáveis provenientes dos demonstrativos contábeis, com variáveis baseadas no mercado e indicadores não financeiros poderia melhorar o desempenho dos modelos de previsão.

Diante deste contexto, e considerando incluir rácios não financeiros em análises com fins de previsão de falência, o presente capítulo discorre acerca do tema, contemplando desde pormenores de contextualização; aprofundando-se nas teorias e na literatura disponível; e propondo um modelo de previsão de falência à luz de indicadores não financeiros, dentre os quais aspectos de regionalidade.

#### **4.1.1. Contextualização**

O ambiente e os modelos de negócio foram fundamentalmente alterados, especialmente a partir da quarta revolução industrial, nos idos dos anos 2010. De tal modo,

assim como surgiram novas oportunidades de lucro e de incremento no valor das empresas, o ambiente as deixou expostas a riscos mais elevados, apresentando maior incerteza, volatilidade, variabilidade e consequentemente aumentando a probabilidade de incumprimento (GRISHUNIN; EGOROVA, 2022).

Este contexto ratificou e reforçou a necessidade de se construir modelos precisos que permitissem a correta avaliação do risco de crédito, de modo que os investidores pudessem avaliar a solvabilidade das empresas e de seus investimentos, planejando seu universo de tomadas de decisão e concessão de financiamento (GRISHUNIN; EGOROVA, 2022). Extrapolando o universo dos investidores, sob a ótica das instituições financeiras, o uso de notações de crédito internas também se intensificou de forma relevante ao longo dos últimos dez anos como ferramenta que permite, além da gestão do risco de crédito sob a perspectiva interna e externa, a correta adequação de capital em tais instituições (COMITÉ DE SUPERVISÃO BANCÁRIA DE BASILEIA, 2001; 2003).

Para os detentores de dívida, o risco de incumprimento de uma empresa é o mais relevante (BLUME; LIM; MacKINLAY, 1998). Medir a probabilidade de inadimplência de qualquer instituição vem em primeiro lugar na avaliação de risco e, dessa forma, as pontuações de crédito se estabeleceram como principal critério, além de serem tidas como ferramentas essenciais para a minimização dos incumprimentos, tendo se tornado a parte mais importante e essencial do mercado financeiro (RASHID *et al.*, 2021). Elas são derivadas de técnicas de gerenciamento de risco e, analisando o risco de crédito dos mutuários, abrangem, em sua composição, uma parte subjetiva e outra parcela estatística (GOEL; RASTOGI, 2023). Quanto à sua aplicação, estas notações podem ser medidas únicas que extrapolam a avaliação de nuances quantitativas, alcançando simultaneamente os aspectos qualitativos das empresas (YOO, 2021).

A qualidade da informação contábil implica na confiabilidade e transparência das demonstrações financeiras (CAMACHO-MINANO; CAMPA, 2014), de forma que a maioria dos autores utiliza contas e demonstrações financeiras como variáveis para desenvolver modelos de previsão de falências (BEGOVIĆ, TOMAŠEVIĆ, ERCEGOVAC, 2022).

Dado que as duas principais razões pelas quais empresas sofrem encerramentos inesperados são a capitalização insuficiente e a falta de planejamento (ALTMAN, SABATO, WILSON, 2008), a análise das operações de uma empresa não pode ser imaginada sem a interpretação de suas contas e demonstrações financeiras (BEGOVIĆ, TOMAŠEVIĆ, ERCEGOVAC, 2022).

Há de se considerar, todavia, que nenhum modelo pode complementar, sozinho, a necessidade de todos os tipos de exigências de crédito (GOEL; RASTOGI, 2023). Além disso, a quantidade de indicadores financeiros disponíveis para modelar o risco de insolvência é restrita (ALTMAN; SABATO; WILSON, 2008) e, as instituições financeiras por vezes se veem avessas ao risco de empréstimos a determinados mutuários, os quais não dispõem de informações financeiras relevantes e, devido a isso, enfrentam restrições financeiras (GOEL; RASTOGI, 2023).

Por conseguinte, a maioria das instituições financeiras está em processo de reconstrução dos seus métodos de avaliação de risco de crédito e incumprimento (CHODNICKA-JAWORSKA, 2021) e tais modelos vêm apresentando alterações abruptamente (GOEL; RASTOGI, 2023). Dentre tais mudanças, a mensuração da probabilidade de incumprimento passa a abranger não apenas dados financeiros retrospectivos, mas também um universo prospectivo de informações (GRUNERT; NORDEN; WEBER, 2005).

O presente contexto, associado a eventos como a pandemia do COVID-19 mostraram que a avaliação quanto à solvabilidade de uma empresa abrange também aspectos não financeiros (CHODNICKA-JAWORSKA, 2021). Através dessas informações, por exemplo, identificam-se áreas de atuação relevantes cujas melhorias potencialmente afetam direta e positivamente os indicadores financeiros (BEGOVIĆ, TOMAŠEVIĆ, ERCEGOVAC, 2022). A gestão de crédito considera também fatores psicológicos quando mensura a solvência dos devedores (GOEL; RASTOGI, 2023); informações sobre as atividades ambientais das empresas são incorporadas nas avaliações (YOO, 2021) e, em termos globais, os resultados denotam o potencial de explicação que tanto variáveis quantitativas quanto qualitativas têm para explicar as classificações atribuídas (RASHID *et al.*, 2021).

#### **4.1.2. Proposta de Pesquisa**

Os modelos de pontuação de crédito que inicialmente se baseavam apenas em dados demográficos e financeiros, apresentaram mudanças relevantes, conforme a transformação percebida na indústria de crédito. Dessa forma, novas variáveis passaram a compor os modelos de pontuação de crédito com fins a servir populações desbancarizadas e evidenciando que a análise de crédito não se limita apenas à natureza das variáveis contempladas originalmente (GOEL; RASTOGI, 2023).

A análise tradicional da situação financeira da empresa baseia-se em fatores financeiros (PTAK-CHMIELEWSKA; MATUSZYK, 2018). Nesse sentido, a correlação entre as notações de crédito e os indicadores financeiros atesta a relevância destes na verificação do risco de incumprimento e sua adequada utilização na previsão de insolvência (TURETSKY; MCEWEN, 2001; OHLSON, 1980; ALTMAN, 1968). Por outro lado, vale a pena considerar se outros indicadores também podem ser significativos (PTAK-CHMIELEWSKA; MATUSZYK, 2018), sob o risco de, ao não considerar fatores qualitativos, por exemplo, desprezarem-se informações também relevantes para a previsão do incumprimento (CHODNICKA-JAWORSKA, 2021).

A capacidade preditiva de um modelo de pontuação de crédito depende dos construtos e, assim, há necessidade de se procurar novos construtos que possam prever o endividamento (ROGERS; ROGERS; SECURATO, 2015) e fatores não financeiros podem ser investigados durante a concessão de empréstimos aos mutuários (GOEL; RASTOGI, 2023) como: dados de redes sociais dos mutuários (HENDRICKS; BUDREE, 2019; DE CNUDDÉ *et al.*, 2019); dados de serviços públicos (DJEUNDJE *et al.*, 2021); dados de telefones móveis (AGARWAL *et al.*, 2020) e; dados psicológicos (AZMA *et al.*, 2019).

Os indicadores não financeiros, além de fornecerem informações atuais e prospectivas, extrapolam o nível “frio” das informações contidas nas demonstrações financeiras de uma empresa (HIMME; FISCHER, 2014), a ponto de, sem variáveis não financeiras, a avaliação do rating ser considerada incorreta e inestimável (RASHID *et al.*, 2021).

A fonte mais comum das dificuldades financeiras enfrentadas pelas empresas é o fracasso na gestão (WHITAKER, 1999), de modo que fatores não financeiros, como o próprio governo das sociedades e medidas de responsabilidade social passam a ganhar importância (KAUR; VIJ; CHAUHAN, 2023) na avaliação do risco destas companhias. Dado o impacto da variável gestão em toda a análise e influência na decisão de classificação de crédito, o papel fundamental da informação não financeira é tangibilizar os seus impactos para a avaliação dos riscos (RASHID *et al.*, 2021).

De forma prática, as decisões de investimento são baseadas a partir de informações financeiras e não financeiras (SETIANINGTYAS; ARYANI; RAHMAWAT, 2015). A partir deste contexto, já se constata o surgimento de uma nova abordagem que integra dados financeiros e não financeiros com o propósito de avaliar as empresas (KRSTIĆ; BONIĆ, 2013), ratificando que o uso, quando combinado, tende a ter impacto significativo na classificação de crédito (RASHID *et al.*, 2021), aumentando o poder preditivo dos modelos (BEGOVIĆ, TOMAŠEVIĆ, ERCEGOVAC, 2022; ARORA 2020; AMAN E NGUYEN 2013;

ASHBAUGH-SKAIFE; COLLINS; LAFOND, 2006; GRUNERT; NORDEN; WEBER, 2005).

O arcabouço não financeiro abrange informações de diversas naturezas, potencializando o uso e ampliando os cenários de análise e aplicação. A incorporação de informações ESG é incentivada na avaliação da qualidade de crédito de mutuários (YOO, 2021), por outro lado, as variáveis de mercado também se fazem necessárias, superando o caráter histórico e a abordagem conservadora dos relatórios financeiros; revertendo a perda do poder de previsão proveniente do uso exclusivo de variáveis não financeiras; e contribuindo para o desenvolvimento de modelos de previsão de alto poder (BEGOVIĆ, TOMAŠEVIĆ, ERCEGOVAC, 2022). Indicadores operacionais e o risco operacional das empresas também estão associados ao risco de inadimplência (ALTMAN; SABATO; WILSON, 2008; EASLEY; O'HARA, 2004).

O setor de atuação é também um aspecto essencial no âmbito de dados não financeiros que propiciam a mensuração do risco de falência. Os dados não financeiros são considerados sob uma perspectiva holística e o conhecimento do setor é que direciona a escolha dos fatores mais adequados (GRUNERT; NORDEN; WEBER, 2005). A reação às alterações na notação de crédito é diferente nos diferentes setores (CHODNICKA-JAWORSKA, 2021) e isso ratifica a necessidade de um estudo segmentado.

Para este trabalho, considerando o universo brasileiro em que empresas supermercadistas têm procurado reestruturar seus processos administrativos e operacionais com o intuito de se tornarem mais competitivas (PICK; DIESEL; SELLITTO, 2011), e que se potencializa a atenção a medidas de eficiência operacional e aos ganhos de produtividade, como medidas viabilizadoras e mantenedoras do negócio ante à nova realidade conjuntural de mudanças na economia e acirramento da concorrência (PRADO; MARCHETTI, 1997), a ênfase foi dada a este setor. Os credores devem pesquisar e desenvolver modelos adequados de previsão de inadimplência para os setores corporativos e de varejo de suas carteiras de empréstimos (ALTMAN; SABATO; WILSON, 2008).

No segmento do varejo, especificamente nas pequenas empresas, verifica-se que os fatores não financeiros desempenham um papel mais importante na classificação de crédito, constatando-se a necessária atenção a eles quando da análise do incumprimento (CHAI *et al.*, 2019). Tal proporção, em que o peso total dos fatores não financeiros é maior que o dos fatores financeiros, resolve a desvantagem na classificação de crédito para empresas (YU; CHI; JIANG, 2019) para as quais estão disponíveis mais dados não financeiros baseados em texto do que dados financeiros quantitativos (CHAI *et al.*, 2019).

Todavia, existe uma dificuldade inerente à previsão de falência para este tipo de empresa, decorrente da falta de bases de dados críveis (YOON; KWON 2010), e as lacunas de conhecimento provenientes das características destes emissores submetem os investidores a riscos específicos e até mesmo a erros de compreensão, que podem culminar no não desembolso de capital (LAILA *et al.*, 2020).

Diferente das grandes empresas, as pequenas e médias companhias além de trabalharem com rubricas pequenas e, conseqüentemente, tornarem certos indicadores irrelevantes, não têm, em suas demonstrações financeiras, dados suficientes para a previsão de falência, de modo que dados qualitativos necessariamente precisem ser incorporados nessa análise (BRAGOLI *et al.*, 2021; SCHALCK; SCHALCK, 2021; CIAMPI, 2018; GUPTA; GREGORIOU; HEALY, 2015; YEH; CHI; LIN, 2014; XIE; LUO; YU, 2011). Para além deste contexto, dados de mercado não estão disponíveis para empresas não cotadas, além de existirem flexibilizações relacionadas à quantidade de dados obrigatoriamente apresentáveis, o que acaba por comprometer os estudos sobre falência de empresas em tais condições (ALTMAN; SABATO; WILSON, 2008).

Na prática, a construção de modelos de risco de crédito para empresas privadas é necessariamente limitada pela disponibilidade de dados. É constatada a limitação de informação financeira para este público (ALTMAN; SABATO; WILSON, 2008) e há também o problema com os métodos complicados e ineficazes que lidam com indicadores qualitativos na análise de falência das companhias de pequeno e médio porte (CIAMPI *et al.*, 2021).

O problema do financiamento de uma forma eficaz e eficiente tem atraído muita atenção tanto de acadêmicos como de profissionais (FANG; SHE; XU, 2015), por outro lado, suas taxas de insucesso ainda são muitas vezes difíceis de monitorar adequadamente (ALTMAN; SABATO; WILSON, 2008). Como forma de contorno e a partir do resultado das pesquisas, tem-se alguns direcionamentos: devem ser aplicados procedimentos diferentes entre pequenas empresas quando comparadas com as grandes companhias (ALTMAN; SABATO; WILSON, 2008); os fatores qualitativos são tão importantes como os financeiros (PTAK-CHMIELEWSKA; MATUSZYK, 2018); as pequenas empresas dependem muitas vezes do financiamento de fornecedores quando o financiamento bancário não está disponível para elas (ALTMAN; SABATO; WILSON, 2008), e como forma de superar as menores vantagens em dados financeiros, podem recorrer a mercados alternativos, lastreadas pelo registro operacional de suas transações (FANG; SHE; XU, 2015); o evento de incumprimento da empresa em contratos de crédito e/ou pagamentos de crédito comercial ou variáveis que

representam risco operacional contribuem potencialmente na análise do risco de falência (ALTMAN; SABATO; WILSON, 2008).

Outra fonte relevante na análise não financeira do risco de incumprimento são os aspectos regionais. Nas pesquisas anteriores, os impactos regionais do sistema financeiro eram objeto de um número bastante reduzido de análises teóricas e empíricas (CAVALCANTE, 2006), mas, no estudo das tentativas de recuperação, dentro ou fora do contexto de falência, estes fatores devem ser levados em conta. A combinação de fatores específicos da empresa e específicos do local se faz necessária e relevante, visto que a sobrevivência das empresas está irremediavelmente ligada à sua localização (RICO, CANTARERO; PUIG, 2021).

Diante dos pontos apresentados, este capítulo está pautado no objetivo de formular um modelo econométrico que consiga, a partir da junção de variáveis operacionais (não financeiras) e regionais, classificar adequadamente empresas de pequeno e médio porte do segmento de varejo alimentar brasileiro quanto ao seu risco de falência. Tal proposta pondera a dificuldade de se avaliar e conectar informações qualitativas relacionada ao ambiente com os negócios financeiros da empresa (BEGOVIĆ; TOMAŠEVIĆ; ERCEGOVAC, 2022) e se estrutura face à complexidade enfrentada por empresas, sobretudo de porte pequeno e médio para a geração de informações contábeis e financeiras alinhadas à sua realidade.

Com esta proposta, procuram-se superar as eventuais decisões errôneas tomadas na gestão de tais empresas, quando os gestores, embora utilizem variáveis não financeiras, o fazem, muitas vezes, confiando na sua percepção e sem aplicar métodos estatísticos e matemáticos para confirmar as suas suposições (KRSTIĆ; SEKULIĆ, 2007).

A pesquisa foi realizada com a amostra de supermercados e seus respectivos indicadores operacionais divulgados no ranking do anuário da Associação Brasileira de Supermercados – ABRAS. A metodologia de trabalho foi baseada no artigo de Chai *et al.* (2019), considerando a proposta dos autores da construção de um rating não financeiro a partir de uma abordagem multicritério em pequenas empresas do mercado chinês.

O ineditismo neste trabalho emerge dos direcionadores e embasamentos da pesquisa quais sejam: foco no setor de varejo alimentar brasileiro, abrangendo empresas não listadas, portanto, sem informações financeiras publicamente acessíveis e; operacionalização de um rating de crédito a partir de métricas operacionais e regionais.

#### **4.1.3. Justificativas**



Os modelos tradicionais de previsão de falência são limitados seja por se basearem em índices passados, de um momento específico, ou mesmo por sua aplicação fora das respectivas amostras ser questionável. Nesse sentido, esta área de pesquisa ainda carece de superar tais problemas, mesmo sendo relativamente bem desenvolvida (GRUNERT; NORDEN; WEBER, 2005).

Analisar as empresas com um modelo específico, pautado por indicadores não financeiros e enfatizando a regionalidade como variável explicativa é pertinente, por avaliar a maior propensão destas companhias a choques externos derivados da sua posição setorial e da sua localização (CIAMPI, 2015; CIAMPI, 2018).

O setor financeiro já reconhece as pequenas e médias empresas como clientes distintos e isso tem reforçado a importância cada vez maior de se desenvolver modelos de risco apropriados para esta grande e potencialmente ainda maior parcela dos ativos bancários (ALTMAN; SABATO; WILSON, 2008).

Para grande parte deste público, a informação financeira é limitada (ALTMAN; SABATO; WILSON, 2008) e, além disso, questionável em certa medida. O cenário de pós- crise, por exemplo, com alterações na dinâmica econômica; mudanças legislativas; e a necessidade de maior gestão de resultados por parte das empresas, pode implicar em alterações nos relatórios financeiros com potencial risco de comprometimento do desempenho dos modelos de previsão de falência existentes, dado que os rácios financeiros podem ser enganosos devido a informações incorretas nos relatórios financeiros das empresas (PAPÍK; PAPÍKOVÁ, 2023), tanto num viés de penalização, com vistas a se beneficiarem de frentes governamentais (CIAMPI *et al.*, 2021), quanto numa superestimação de resultados com vistas a obter ajuda financeira junto a bancos e investidores (PAPÍK; PAPÍKOVÁ, 2023).

Seja, portanto, pelo período do relato financeiro, ou mesmo pelas possíveis deficiências nas demonstrações financeiras, tal tipo de informação não é, por si só, suficiente para amparar a decisão sobre as operações da empresa e, principalmente garantir previsibilidade suficiente para a correta tomada de decisões nos negócios. Os modelos genéricos propostos por muitos investigadores para prever a insolvência baseiam-se em rácios de lucro e dívida que normalmente não podem ser calculados quando há ausência de informações estruturadas (ALTMAN; SABATO; WILSON, 2008).

Nesse sentido, informações adicionais como as variáveis não financeiras relacionadas com inovação, qualidade de processos, produtos ou investimento na formação dos colaboradores são cada vez mais utilizadas (BEGOVIĆ; TOMAŠEVIĆ; ERCEGOVAC, 2022).

Outro dado a se considerar é que, nos modelos de previsão de falência, a predominância dos coeficientes financeiros baseados em dados contábeis não tem como vantagem absoluta seu poder preditivo, mas sim a disponibilidade dos dados (DU JARDIN, 2009). Dessa forma, dado que a informação financeira para as pequenas empresas é mais difícil de ser obtida, é razoável que o peso total da informação não financeira supere os fatores financeiros, garantindo fiabilidade às notações (YU CHI; JIANG, 2019).

A inclusão de dados não financeiros como preditores da qualidade de crédito no desenvolvimento de modelos de risco específicos, além de tornar a análise factível, incorpora ainda informações que possam ser atualizadas frequentemente, permitindo decisões de crédito ajustadas em tempo hábil (ALTMAN; SABATO; WILSON, 2008). A adoção da informação não financeira, quando disponível, melhora a precisão da previsão dos modelos (PAPÍK, PAPÍKOVÁ, 2023; PTAK-CHMIELEWSKA; MATUSZYK, 2018; GRUNERT; NORDEN; WEBER, 2005) com ganhos de até 13% na predição (ALTMAN; SABATO; WILSON, 2008).

O uso de rácios financeiros diferentes dos tradicionalmente aceitos confere muitas vantagens na construção de modelos de risco de falência para empresas e, para tanto, podem ser considerados variáveis não financeiras e macroeconômicas (PTAK-CHMIELEWSKA; MATUSZYK, 2018). Sobretudo os modelos que avaliam a saúde financeira das empresas pós-COVID-19, devem centrar-se em parâmetros orientados para o futuro ou em indicadores qualitativos e não prestar demasiada atenção aos rácios financeiros (PAPÍK, PAPÍKOVÁ, 2023).

Oportuno destacar ainda que, também para as empresas dos setores de varejo e atacado, os fatores não financeiros são mais influentes na previsão dos riscos de incumprimento do que os fatores financeiros (CHAI, *et al.*, 2019).

Especificamente sobre os supermercados, seu desempenho depende, grandemente, de sua localização, visto que a maior parte das vendas de uma loja vem de clientes que moram dentro de uma área geográfica em torno da loja. Os estudos varejistas enfatizam o conceito de área de influência, pesquisando onde os clientes estão localizados e identificando a dimensão geográfica da demanda de mercado disponível para as lojas (PARENTE; KATO, 2001) e, nesse sentido, modelos adaptados a áreas geográficas específicas aumentam a precisão na classificação do risco de insolvência (PTAK-CHMIELEWSKA; MATUSZYK, 2018).

O emprego de fatores não financeiros se justifica, portanto, por proporcionar uma visão mais ampla sobre os determinantes que influenciam o risco de falência das empresas (PTAK-CHMIELEWSKA; MATUSZYK, 2018), sendo necessário e oportuno também a

análise sob o âmbito operacional, contemplando determinantes como rentabilidade, qualidade dos ativos, liquidez etc. (RASHID, *et al.*, 2021).

Por fim, o estudo de ratings de crédito à luz de indicadores operacionais se justifica por extrapolar a limitação dada a esta técnica para uso em grandes empresas fabricantes multissetoriais principalmente de mercados desenvolvidos, alcançando empresas de mercados emergentes, mesmo quando lhes faltam os recursos financeiros e organizacionais para construir um modelo de crédito (GRISHUNIN, EGOROVA, 2022).

#### **4.1.4. Contribuições e estrutura**

A proposta deste capítulo consiste em avaliar o risco de insolvência com uma ferramenta de avaliação que estima contribuir na discussão ainda escassa, apesar da intensa investigação sobre o fluxo financeiro das empresas, especialmente de pequeno porte (ALTMAN; SABATO; WILSON, 2008). A análise foi feita mediante a aplicação de um recorte ao setor de varejo alimentar no país, visando superar a lacuna da ausência de informações estruturadas comum para este tipo de organização.

Sob a perspectiva teórica, a ideia é reforçar a relevância das variáveis não operacionais, superando a ainda presente dicotomia sobre a significância estatística e a real contribuição de tais indicadores na avaliação do risco (PAPÍK; PAPÍKOVÁ, 2023; GHOSH; WU, 2012; CORAM; MOCK; MONROE, 2011; JUSOH; IBRAHIM; ZAINUDDIN *et al.*, 2008; RILEY; PEARSON; TROMPETER, 2003; CARDINAELS; DIRKS, 2010).

Adicionalmente, integrar variáveis qualitativas em modelos de previsão de falência visa contornar a dificuldade operacional de coleta e processamento de dados não financeiros, cujo custo e disponibilidade podem ainda questionar as vantagens reais de seu uso (PAPÍK; PAPÍKOVÁ, 2023; GRUNERT; NORDEN; WEBER, 2005).

Em última instância, na teoria, são poucos os trabalhos que avaliam a relação espacial entre recuperação e falência (GARCÍA-MARÍ; SÁNCHEZ-VIDAL; TOMASETI-SOLANO, 2016), havendo ainda inexistência de dados que possibilitem uma análise adequada da questão financeira em termos regionais, somada à precariedade dos dados disponíveis sobre o sistema financeiro em nível regional, o que restringe as análises financeiras neste sentido (AMADO, 1997).

Especialmente no varejo, a dimensão regional, embora seja pouco controlável, visto que as lojas não conseguem determinar os limites geográficos de seu alcance, tem avançado em termos de precisão e operacionalidade, porém ainda persistindo dificuldades relacionadas

a indicadores empíricos para descrever e operacionalizar o conceito de área de influência ao ponto de permitir sua previsão de forma estatística (PARENTE; KATO, 2001).

Em termos práticos, um rating de crédito é usado para aprovação de empréstimos, relatórios gerenciais, preços, definição de limites e provisionamento de perdas com empréstimos (GRUNERT; NORDEN; WEBER, 2005) e ajuda a comparar a qualidade de crédito de empresas de vários países e mercados (KARMINSKY; POLOZOV, 2016).

Os dados de mercado que possam ser utilizados para desenvolver e implementar modelos de previsão de falência são de difícil coleta em países com mercado de capitais subdesenvolvidos (BEGOVIĆ; TOMAŠEVIĆ; ERCEGOVAC, 2022), justificando, portanto, o uso de indicadores operacionais como alternativa de avaliação. De forma complementar, o uso de tais indicadores tem o potencial de contribuir na redução dos custos da empresa, mediante simplificação de processos que envolvam, por exemplo acesso, recolha, gestão, preparação, calibração e proteção de dados (PAPÍK; PAPÍKOVÁ, 2023), e ao mesmo tempo ressalta a urgência necessária para a geração de informação de forma rápida, precisa, oportuna e relevante, pelo que a forma de analisar a informação financeira baseada no histórico tornou-se menos relevante para avaliar o desempenho da empresa (PEAK; DAI, 2011). A medição do desempenho da empresa, incluindo a medição não financeira é mais abrangente (SETIANINGTYAS; ARYANI; RAHMAWAT, 2015).

Sob o âmbito social, a avaliação de risco sob a perspectiva proposta pode ajudar as agências de notação de risco a apreciar a relação entre os aspectos não financeiros das atividades das empresas e as notações de crédito e encorajar as empresas a divulgar voluntariamente informações não financeiras, fomentando um ambiente de informação transparente para investidores que queiram investir com base em avaliações precisas (YOO, 2021).

Os bancos e outras instituições financeiras devem adaptar suas técnicas de gestão de risco, tomando fatores não financeiros em consideração na avaliação do crédito (FANG; SHE; XU, 2015). A correta mensuração do risco de falência e a melhora informacional exigida para tal é a forma mais provável de garantir um fluxo de financiamento, superando a abordagem histórica de análise e quantificação do risco apenas de empresas cotadas (ALTMAN; SABATO; WILSON, 2008).

Além do tamanho da empresa, o setor pode ser significativo na avaliação do risco de falência (CHODNICKA-JAWORSKA, 2021). O poder explicativo desta variável contribui para a maior assertividade do modelo, confirmando a relevância de se dividir a amostra conforme o setor e as características de cada empresa avaliada (MAIER, YURTOGLU, 2022).

A perspectiva de uma análise regional aprofundada contribui no apoio a instituições financeiras locais, as quais são capazes de conceder créditos em suas regiões e podem ser alternativas aos investimentos diretos do Estado como forma de promover o desenvolvimento regional (CAVALCANTE, 2006).

Além dos aspectos introdutórios apresentados nesta seção, o presente capítulo seguirá com a abordagem teórica acerca do tema e segmentos pesquisados, seguido pelo detalhamento metodológico da pesquisa na seção três. As partes finais do trabalho envolvem, a apresentação e discussão dos resultados e, na sequência, as considerações finais da pesquisa.

## **4.2. Referencial Teórico**

Nesta seção serão abordados os aspectos teóricos que permeiam a previsão de falência, com menção a estudos seminais e atuais sobre o tema, bem como apresentação e reforço de conceitos e definições principais envolvidas neste contexto. De forma complementar, aspectos teóricos relacionados ao segmento de atividade alvo do estudo e do construto regionalidade também serão apresentados, à luz de contextualizar, assim, a previsão de falência.

### **4.2.1. Conceitos e Definições**

O risco de crédito é mencionado por Caouette, Altman e Narayanan (1998) como o risco mais antigo do mercado financeiro, sendo uma preocupação desde a sua criação. Esse risco se origina da qualidade dos ativos da empresa e abrange o risco de seu insucesso no cumprimento das obrigações conforme contratação prévia. Trata-se do risco de perda decorrente do incumprimento ou falha na capacidade de os devedores realizarem os pagamentos exigidos ou de se realizar os rendimentos devidos, face a variações nos retornos dos ativos (RASHID *et al.*, 2021).

A pontuação de crédito surgiu como uma ferramenta estatística essencial que avalia e retrata o risco de crédito dos mutuários (KANG; LIU 2007) com base no seu histórico financeiro (CAMPBELL-VERDUYN; GOGUEN; PORTER, 2017). Essa medida é atualizada conforme mudança nas informações analisadas e, na prática, indica a escala de risco e da capacidade da empresa de determinar o pagamento dos títulos negociados (MAHOMED; RAMADILLI; ARIFF, 2018).

O seu objetivo é classificar empresas, enquanto potenciais clientes e mutuários, de forma independente, objetiva e honesta (LAILA *et al.*, 2020), conforme sua respectiva

probabilidade de inadimplência em um determinado horizonte de tempo (GRUNERT; NORDEN; WEBER, 2005). Essas classificações de crédito, também comunicam acerca do desempenho de uma empresa, se traduzindo como o melhor sinal para os detentores de dívida (BREALEY; MYERS; ALLEN, 2007).

As pontuações de crédito abrangem avaliações externas e internas. Embora aquelas tenham sido estabelecidas desde o início do século XX, estas, por sua vez, foram cada vez mais adotadas pelos bancos durante a década de noventa (TREACY; CAREY, 2000). Atualmente, além da dimensão acerca do risco de incumprimento, as notações de crédito são interpretadas como uma tecnologia de triagem potencialmente aplicada para também aliviar problemas relacionados à assimetria informacional entre mutuários e credores (GRUNERT; NORDEN; WEBER, 2005).

Seja no âmbito de avaliação global ou individual, a capacidade de honra financeira é avaliada de forma abrangente, contemplando informações de natureza de mercado, e da empresa, tanto sob a ótica financeira quanto não financeira. Dessa forma, as métricas conseguem refletir uma avaliação sob vários ângulos e, por isso, ajustam o problema da assimetria de informação no mercado de capitais, transferindo de forma eficaz as informações sobre o nível de risco para o investidor (YOO, 2021).

Ainda desempenhando um papel na governança corporativa (PAPAIKONOMOU, 2010), as notações de crédito podem ser utilizadas para disciplinar os CEO's como efeito da função de monitorização (KANG; LIU, 2007) por parte das agências de rating, influenciando a administração a atuar conforme o interesse dos acionistas (CHODNICKA-JAWORSKA, 2021).

Sob a perspectiva das instituições financeiras, a aplicação de modelos de previsão de falência e o seu estudo se mostram úteis pois, através deles, determina-se a base para aprovação de empréstimos (PAPAIKONOMOU, 2010), fixação de preços, monitoramento, probabilidade de incumprimento (CHODNICKA-JAWORSKA, 2021) e provisionamento de perdas nas instituições financeiras (GRUNERT; NORDEN; WEBER, 2005), além de propiciarem a avaliação quanto a adequação de capital (PAPAIKONOMOU, 2010).

Novamente no que diz respeito às empresas tomadoras de crédito, taxas de juros aplicadas conforme adequada avaliação do risco impacta no custo da dívida, no tipo de financiamento e até na possibilidade de permanecer no mercado (GRAY; MIRKOVIC; RAGUNATHAN, 2006), além de lhes conferir segurança de financiamento de longo prazo para custos mínimos de aquisição de capital (YOO, 2021). Sob a ótica de rentabilidade, seus

resultados serão maiores à medida que atingirem melhores classificações, visto alcançarem assim maior confiança dos investidores (LAILA *et al.*, 2020).

A agência de riscos Standard & Poor's define rating de crédito como um indicador que expressa a opinião sobre a capacidade do emissor em cumprir integralmente as suas obrigações financeiras (STANDARD & POOR'S, 2011a). A agência destaca que a construção do indicador abrange desde componentes financeiros como estrutura de capital e lucratividade, até riscos comerciais dentre os quais, comportamento do mercado, eficiência de custos, capacidade de gestão e investimentos em marketing (STANDARD & POOR'S, 2011a).

Na análise de Berger e Udell (2002), essas informações são denominadas leves e são coletadas pelos agentes de crédito quando da interação deles com os mutuários no ambiente, na comunidade local, e junto aos seus *stakeholders*. Tais informações compõem a denominada pontuação subjetiva, que é baseada no julgamento instintivo dos agentes de crédito (CHANDRASEKHAR, 2012) e direcionada a sujeitos sem histórico relevante de crédito (GOEL; RASTOGI, 2023).

Por outro lado, compondo filtros iniciais de avaliação e abrangendo mutuários com informações quantificáveis complexas, as pontuações de crédito também são determinadas por uma componente estatística (GOEL; RASTOGI, 2023), derivada do emprego de modelos matemáticos (CHANDRASEKHAR, 2012) que alcançam até mesmo a mineração de dados (PTAK-CHMIELEWSKA, MATUSZYK, 2018).

As classificações de crédito se apresentam como um agregado de fatores financeiros e não financeiros (GRUNERT; NORDEN; WEBER, 2005). Com relação aos indicadores financeiros, é certo que alguns desempenham um papel vital na atribuição de uma classificação de crédito (RASHID *et al.*, 2021) e que já foi provada sua adequação para previsão de insolvência (ALTMAN, 1968). Por outro lado, no que diz respeito ao uso dos indicadores não financeiros, há uma falta de investigação quantitativa sobre esta questão e o entendimento permanece ambíguo, ainda que para pontos como a qualidade da gestão e as perspectivas da indústria, a aplicação esteja fora de controvérsia (GUNTHER; GRÜNING, 2000).

As informações não financeiras representam a estratégia adotada pela empresa e, por isso, podem fornecer informações abrangentes. O resultado destas estratégias será refletido nos números da empresa e, sendo assim, os dados não financeiros têm o poder validador, quando e se avaliadas à luz do desempenho da organização, evidenciando a relação significativa que têm com o desempenho futuro da empresa (ITTNER; LARCKER;

RANDALL, 2003; HUSSAIN; GUANSEKARAN; ISLAM, 2002; BANKER; POTTER; SRINIVASAN, 2000).

As variáveis não financeiras são determinantes importantes e influenciam a decisão na atribuição e na notação de crédito. Esta importância é sinalizada inclusive pelas agências de classificação de crédito, as quais dão mais preferência para tais indicadores ao avaliar a qualidade de crédito de qualquer empresa (RASHID, *et al.*, 2021).

Num processo de falência, apenas o sucesso ou o fracasso (liquidação) é possível, e a probabilidade de sucesso depende de diferentes fatores (RICO, CANTARERO; PUIG, 2021). Além dos fatores financeiros e não financeiros conforme abordados, têm-se os setores de atuação empresarial como condicionante das variações, sobretudo financeiras (CHODNICKA-JAWORSKA, 2021). Especificamente no grupo de instituições não financeiras, a importância de determinados rácios financeiros varia em subsectores específicos, acarretando notações de crédito, metodologias e informações para cada um. Cada sector tem o seu próprio tipo de risco (CHODNICKA-JAWORSKA, 2021).

Ante à diversidade de aplicações, bem como a variabilidade de componentes, a construção e a aplicabilidade dos modelos de crédito podem eventualmente ser questionadas. Contudo, a partir dos próprios determinantes da notação de crédito é que se sugere que reguladores, decisores políticos, investidores e líderes de mercado decidam a fiabilidade das notações de crédito atribuídas (ADAMS; BURTON; HARDWICK, 2003).

#### **4.2.2. Estudos**

Choy, Gray e Rangunathan (2006) mostraram que existe uma forte correlação entre as classificações de crédito e a probabilidade de incumprimento posterior; como resultado, quanto mais elevada for a classificação de crédito, menor será o risco de incumprimento e vice-versa.

A literatura sobre metodologias de previsão de inadimplência é substancial e existe, hoje, uma série de modelos destinados a avaliar e prever classificações de crédito (GRISHUNIN; EGOROVA, 2022). Muitos foram os autores, principalmente durante a década de 1960, bem como as alternativas analisadas para prever o incumprimento ou o insucesso empresarial. Os trabalhos seminais neste campo foram Beaver (1966) e Altman (1968), que desenvolveram modelos uni variados e multivariados para prever falhas empresariais usando um conjunto de índices financeiros (ALTMAN; SABATO; WILSON, 2008).



Nestes estudos seminais e especialmente no trabalho de Altman (1968), está concentrada grande parte da discussão do tema. É oportuno e necessário resgatar a relevância do modelo proposto neste trabalho, denominado Z-score. Embora haja críticas quanto ao modelo (HILLEGEIST, *et al.*, 2004), a maioria dos pesquisadores destaca sua eficácia na previsão da saúde financeira das empresas, especialmente na previsão de eventos de incumprimento no curto prazo – um ano antes da falência (REISZ; PERLICH 2007).

Os primeiros trabalhos (OHLSON 1980; ALTMAN, 1969) envolveram a determinação dos índices contábeis mais adequados à previsão do fracasso empresarial, os quais abrangeram, em sua maioria, índices contábeis calculados em um momento pré-determinado antes da falência (geralmente um ano) (ALTMAN, SABATO, WILSON, 2008). A construção e avaliação da qualidade das notações de crédito também permeou os estudos iniciais (BLUME; LIN; MACKINLAY, 1998; KAPLAN; URWITZ 1979).

Com relação ao campo de aplicação, a extensão dos estudos de previsão de falência para países em desenvolvimento somente foi ocorrer durante a década de 1990 (ALTMAN; NARAYANAN, 1997).

Quanto aos métodos, os estudos apresentavam e ainda permanecem com diferenças em suas posições. A maioria das pesquisas utiliza as ferramentas padrão para modelagem de classificação de crédito, a saber: análise discriminante (BACK, *et al.*, 1996); regressões logísticas (AZIZ; DAR, 2004; BACK, *et al.*, 1996) ou regressão linear (GRISHUNIN; EGOROVA, 2022). Os primeiros estudos (BEAVER, 1966) se valiam de parâmetros univariados para prever a probabilidade de inadimplência, até que Altman (1968) passou a utilizar a análise discriminante linear estudando a qualidade do crédito. A partir de então, o final do século XX trouxe o uso dos modelos *probit* (ZMIJEWSKI, 1984) e *logit* (GRISHUNIN; EGOROVA, 2022; ALTMAN, SABATO, WILSON, 2008), dado seu maior poder preditivo (GRISHUNIN; EGOROVA, 2022; ALTMAN, SABATO, WILSON, 2008; EDERINGTON, 1985). Martin (1977) e Ohlson (1980) foram os primeiros autores a utilizar tais modelagens.

As ferramentas da análise permaneceram em evolução e adaptação quanto aos contextos e amostras pesquisadas. Além das metodologias citadas, outros estudos passaram a utilizar redes neurais artificiais (WILSON; SHARDA, 1994); raciocínio baseado em casos (SARTORI; MAZZUCHELLI; DI GREGORIO, 2016; YIP, 2006; BRYANT, 1997), algoritmos genéticos (BACK, *et al.*, 1996); ou modelos de duração e risco para prever transições nas classificações de crédito (GRISHUNIN; EGOROVA, 2022).

No que diz respeito aos marcos estabelecidos ao longo do estudo e dos avanços percebidos no tema, algumas características passaram a ser foco de pesquisa e diferenciação ao longo do tempo. Autores sugerem que as características das empresas analisadas sejam introduzidas como variáveis para o modelo de previsão de falência (BEGOVIĆ; TOMAŠEVIĆ; ERCEGOVAC, 2022). Nesse sentido, Wu, Gaunt e Gray (2010), avaliam a diversificação como uma característica importante para prever a falência e Denis, Denis e Sarin (1997) sinalizam que o número de segmentos de negócios precisa ser levado em consideração.

Adicionalmente, informações como capital humano (ROSE, 1992) e número de empregados (STANIŠIĆ; MIZDRAKOVIĆ; KNEŽEVIĆ, 2013) passaram a compor modelos de análise, sob a perspectiva de que a inclusão de variáveis relacionadas a vantagens competitivas, qualidade de gestão, número de anos de funções e outras variáveis não financeiras são relevantes na avaliação do risco de falência (BEGOVIĆ; TOMAŠEVIĆ; ERCEGOVAC, 2022).

A maioria dos estudos concentra-se na realização de análise a partir de métricas financeiras (margens operacionais, crescimento de ativos, alavancagem, variabilidade de lucros), as quais são comumente documentadas em relatórios financeiros (HIMME; FISCHER, 2014). A não utilização de dados qualitativos pressupõe, na visão de Balcaen e Ooghe (2006) que as demonstrações financeiras contêm todos os fatores que influenciam o lançamento da falência da empresa. Todavia, pautando-se na Teoria da Sinalização, Setianingtyas, Aryani, Rahmawati (2015) destacam que as informações apresentadas no relatório anual – incluindo as informações não financeiras – são sinal para a tomada de decisão dos investidores. Desta forma, a combinação desses dois conjuntos de dados passa, então, a ser adotada em vários estudos (KEALHOFER, 2003; ODERDA; DACOROGNA; JUNG, 2003; SHUMWAY, 2001), ponderando-se as vantagens e limitações de cada um.

A primeira pesquisa que avaliou o impacto de fatores financeiros e não financeiros na probabilidade de inadimplência foi elaborada por Grunert, Norden e Weber (2005). Ptak-Chmielewska (2019), Chiung e Ming (2005), Ghosh e Wu (2006), Gonzales, Pradhan e Malsonado (2011), Al-Momani e Al-shboul (2013) evidenciaram a relevância da informação não financeira em relação à previsibilidade do fracasso da empresa. De forma prática, o estudo de Gunther e Grüning (2000) destacou a aplicação de indicadores qualitativos na avaliação do risco de crédito em 70 dos 145 bancos alemães que utilizavam euros. 77,6% destes bancos afirmam, nesta pesquisa, que a inclusão adicional de fatores qualitativos melhora claramente a previsão de incumprimento.

A melhora na previsibilidade dos modelos a partir do uso de variáveis qualitativas (BLOCHWITZ; EIGERMANN, 2000; HESSELMANN, 1995) passou a apoiar a exigência do Comité de Basileia de Supervisão Bancária (2001) de que os bancos não devem apenas considerar fatores quantitativos, mas também qualitativos, como a disponibilidade de demonstrações financeiras auditadas, a profundidade e habilidade da gestão, a posição dentro da indústria e as perspectivas futuras (COMITÉ DE SUPERVISÃO BANCÁRIA DE BASILEIA, 2003).

Os indicadores não financeiros são determinantes *ex ante* úteis para a previsão do fracasso empresarial (PSILLAKI; TSOLAS; MARGARITIS, 2010) e, assim como as medidas quantitativas, são importantes e influenciam a qualidade de classificação do crédito de qualquer instituição (RASHID, *et al.*, 2021). A literatura recente destacou a utilidade de incluir variáveis, idade e tipo de negócio, setor industrial etc., em combinação com índices financeiros (GRUNET; NORDEN; WEBER, 2005).

O tamanho da empresa também é alvo em direcionamentos da pesquisa neste tema. Para Beaver, McNichols e Rhie (2005), se as empresas diferirem apenas em tamanho, as grandes empresas têm menos probabilidades de declarar falência. Os autores El Kalak e Hudson (2016), por exemplo, com um conjunto de dados de 11.117 empresas não financeiras dos EUA entre 1980 e 2013 (465 entraram com pedido de insolvência) construíram modelos de risco específicos para micro, pequenas e médias empresas e indicaram em seus resultados que as micro e pequenas empresas deveriam ser consideradas separadamente na modelagem do risco de crédito.

Por outro lado, o uso de indicadores qualitativos pode não ser indicado para aplicação na análise de pequenas e médias empresas. Papík e Papíková (2023), além de fazê-lo, recomendam que as empresas economizem seus recursos e os utilizem para melhor desenvolvimento de modelos que utilizem apenas índices financeiros. Embora se some a isso o fato de que este público de empresas dispõe de uma quantidade limitada de informações não financeiras para a modelagem do risco de crédito (PEEL; PEEL; POPE, 1986), seu uso provavelmente melhorará significativamente a precisão da previsão do modelo (ALTMAN; SABATO; WILSON, 2008).

Outro aspecto relevante na análise do risco de falência é a que abrange a análise dos fatores regionais. Na própria aplicação do Z-score de Altman é importante incluir variáveis de controle específicas da indústria e do país (MAIER; YURTOGLU, 2022). Desde aspectos particulares, como o preço dos imóveis dados em garantia das operações de crédito; as interações na atividade econômica; a alavancagem e o agravamento de eventuais ciclos

econômicos por choques localizados (FABLING; GRIMES, 2005) até fatores econômicos do país (KAUR; VIJ; CHAUHAN, 2023) e diferenças nas regulamentações contábeis e da própria falência (MAIER; YURTOGLU, 2022) influenciam a análise de risco. Gordini (2014), por exemplo, investigou se o tamanho das empresas e a área geográfica de sua operação poderiam influenciar a precisão dos modelos e obteve como resultados obtidos que modelos separados construídos sob medida para áreas geográficas distintas indicam precisão superior na previsão do risco.

Existe, portanto, uma literatura substancial que procura quantificar a relação entre indicadores financeiros e a previsão de rating. Estes estudos são concentrados nas respectivas economias locais, abrangem apenas um setor e não levam em consideração os indicadores não financeiros (CAMARGO, 2009). As empresas avaliadas precisam melhorar seus indicadores se quiserem maior credibilidade (GRAY; MIRKOVIC; RAGUNATHAN, 2006) e a análise prática das metodologias apresentadas pelas agências de risco para avaliar notações de crédito sugere que sejam empregados indicadores financeiros e não financeiros nas estimativas de risco (CHODNICKA-JAWORSKA, 2021).

#### **4.2.3. Varejo Alimentar**

Varejo consiste nas atividades relacionadas à venda de bens e serviços a consumidores para uso pessoal, familiar e doméstico (BERMANN; EVANS, 1998). Esse conjunto de atividades adiciona valor aos produtos e serviços negociados (LEVY; WEITZ, 2000) e atende à necessidade pessoal do elo final na cadeia de produção (PARENTE, 2000). O varejo é o último estágio do sistema de distribuição e desempenha um papel intermediário entre a produção e o consumo (KASPER, 1991).

A missão do varejo envolve comprar e receber, lidando com fornecedores variados e grandes lotes de mercadoria que demandam o respectivo fracionamento para venda em quantidades adequadas ao consumidor; estocar produtos; e disponibilizá-los aos consumidores com a conveniência de tempo, disponibilidade, lugar, variedade e oportunidade de escolha entre marcas, modelos, tamanhos, cores e preços em um único local (LEVY; WEITZ, 2000; PARENTE, 2000). Dada a sua posição na cadeia de distribuição e consumo, o varejo ainda consegue identificar as necessidades do consumidor e definir o que deverá ser produzido visando atender às expectativas do mercado (PICK; DIESEL; SELLITTO, 2011).

As atividades exercidas no varejo envolvem também a prestação de serviços associados ao consumo e ao produto, tais como crédito, experimentação, assistência técnica e

outras formas de pós-venda (KING; PARK, 2004; LEVY; WEITZ, 2000). Todas essas atribuições, na verdade, se configuram como um sistema organizacional, que é aberto e em permanente relação com o ambiente externo (BIO, 1996).

A gestão no varejo envolve o exercício diário destas atividades, abrangendo um grande e diversificado conjunto de itens fornecidos por diversos fabricantes e distribuidores, que operam segundo diferentes estratégias. Suas margens de operação são estreitas, com o desafio constante de controles de custo em um cenário onde a rapidez e agilidade das transações é essencial. Para sobreviver, o varejo deve responder eficazmente às pressões exercidas por mudanças no meio ambiente (PICK; DIESEL; SELLITTO, 2011).

Os diferenciais do varejo em relação aos demais tipos de negócio estão relacionados a: volume médio de vendas por cliente (ticket médio) é baixo, elevando a necessidade de controle transacional; administrar o estoque e a exposição nos pontos de venda, fazendo jus aos estímulos de compras por impulso ou não planejadas e; lidar com a preferência do público atendido, necessariamente considerando horários de fluxo, logística; localização da loja, concorrência, conveniência, publicidade etc. (BERMAN; EVANS, 1998).

Especificamente quanto ao varejo alimentar, representado na figura do supermercado, King e Park (2004) destacam que se trata do modelo de negócio dominante para o varejo desde o final da Segunda Guerra Mundial. Os autores destacam que o modelo de supermercado transformou a forma de consumo de alimentos e, conseqüentemente, as lojas se tornaram pontos de venda robustos com maior gama de produtos a ponto de se tornarem objeto de estudo na economia.

Ao passar dos anos, as lojas de varejo alimentar foram apresentando mudanças perceptíveis diretamente aos consumidores, como por exemplo o aumento de aproximadamente 44% no seu tamanho entre os anos 1990 e 2000 (FOOD MARKETING INSTITUTE, 2002) e o surgimento de novos formatos de loja, como os supercentros (KING; PARK, 2004). Além disso, a configuração do mercado também apresentou alterações. Enquanto nos anos 1990, os supermercados independentes operados por empresas com dez ou menos lojas representavam 22,2% de todas as vendas de alimentos, nos anos 2000, este número passou para 14,3%. Por outro lado, as lojas em formato de cadeias – operadas por empresas com onze ou mais lojas –, passaram de 51,5% em 1990 para 63,6% nos anos 2000 (PROGRESSIVE GROCER, 1991).

A respeito dos tipos de loja, a literatura apresenta alguns critérios distintos de classificação. A seguir, no Quadro 5, apresenta-se um resumo das formas e critérios de classificação com base na propriedade e no formato de operação das lojas. É necessário

destacar que se trata de critérios distintos e que a eventual associação entre os tipos não deve ser considerada. A disposição do quadro é apenas uma forma visual e didática de apresentação, sem vínculo direto entre as categorias, exceto se menção contrária no texto.

**Quadro 5** – Classificações do Varejo Alimentar quanto à Propriedade, Formato e Características das lojas.

CRITÉRIO	PROPRIEDADE	FORMATO E CARACTERÍSTICAS
CLASSIFICAÇÕES	<p><b>Independentes</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Apenas uma loja;</li> <li>- Geralmente pequena, com poucos recursos;</li> <li>- Depende de grandes redes;</li> <li>- Administração familiar;</li> <li>- Baixo nível de tecnologia;</li> <li>- Grande integração entre compra e venda;</li> <li>- Operação mais ágil.</li> </ul>	<p><b>Minimercados</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Observados em bairros;</li> <li>- Com autosserviço;</li> <li>- Apenas um <i>check-out</i></li> </ul>
	<p><b>Redes</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Mais de uma loja, sob a mesma direção;</li> <li>- Possuem mais poder de barganha com fornecedores;</li> <li>- Aproveitam ganho de escala.</li> </ul>	<p><b>Supermercados Compactos</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Com autosserviço;</li> <li>- Dois a seis <i>check-outs</i>;</li> <li>- Linha completa, porém compacta, de produtos.</li> </ul>
	<p><b>Franquias</b></p> <p>O franqueado segue padrões definidos pelo franqueador.</p>	<p><b>Supermercados Convencionais</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Porte médio;</li> <li>- Boa variedade de produtos;</li> <li>- Ligados a redes.</li> </ul>
	<p><b>Departamentos alugados</b></p> <p>Determinado departamento é mais bem gerenciado por uma empresa externa (eletrodomésticos, livros etc.)</p>	<p><b>Super Lojas</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Mais de 4.000 m<sup>2</sup>;</li> <li>- Mais de trinta <i>check-outs</i>;</li> <li>- Linha completa de produtos, inclusive têxteis e eletrônicos.</li> </ul>
		<p><b>Hipermercados</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Mais de 10 mil m<sup>2</sup>;</li> <li>- Mais de 50 mil itens.</li> </ul>
		<p><b>Clubes Atacadistas</b></p> <p>Realizam vendas no varejo (para o consumidor final) e no atacado (para comerciantes) com sortimento compacto, instalações despojadas e preços baixos.</p>

**Fonte:** Adaptado de Parente (2000); Pick; Diesel; Sellitto (2011).

Sobre tais classificações, destaca-se que lojas de rede e/ou que consigam desenvolver integração vertical das funções varejo e atacado (clubes atacadistas), desfrutam de vantagens relacionadas, por exemplo, a economia com publicidade, poder de compra, centralização de funções administrativas etc. (BETANCOURT; MALANOSKI, 1999; GRINNELL; 1981), por outro lado, tais fatores não estão necessariamente vinculados a maior produtividade (KING; PARK, 2004).

Especificamente quanto ao pequeno e médio supermercadista, a sinalização é de que normalmente são lojas que operam em bairro, cujos proprietários não parecem dispostos a investir o montante necessário para implantação de sistemas estruturados que lhes permitam suporte à decisão. Essas lojas são majoritariamente de origem familiar, cujo crescimento se dá a partir do trabalho dos próprios empreendedores sem grandes recursos, tanto de capital quanto de conhecimento. Em geral os proprietários participam em tempo integral na loja, resultando em administração centralizadora e com pouca disponibilidade para desenvolver novos projetos, com decisões baseadas muito mais nas suas percepções do que em informações estruturadas (PICK; DIESEL; SELBITTO, 2011).

As novas tecnologias de informação e comunicação tiveram impactos importantes nos processos de decisão e nas relações com parceiros comerciais no varejo alimentar (KING; PARK, 2004). Tal movimento é percebido pelo varejista, a ponto de todos os supermercadistas da amostra pesquisada por Pick, Diesel e Sellitto (2011) afirmarem que dispor de informações é de grande valia para a gestão do seu negócio. Para os autores, explorar as oportunidades oferecidas pelos sistemas de informação e aumentar o seu nível de compreensão sobre o negócio confere vantagem competitiva às organizações de varejo.

No universo de características relevantes para as lojas do segmento, além da adoção de tecnologias e das características da loja pelo porte ou propriedade, tem-se a área de vendas como uma medida do capital utilizado na operação varejista, dada a sua associação com custos de energia; equipamentos; móveis etc. Adicionalmente, o tamanho da loja é um sinalizador de características organizacionais influentes na adoção de tecnologia. O tamanho ideal da loja depende da configuração do mercado e da estrutura organizacional, mas lojas pequenas podem competir eficazmente com lojas maiores. O formato da loja, as ofertas de serviços e as interrupções associadas à remodelação são importantes fatores de produtividade (KING; PARK, 2004).

As lojas maiores têm maior probabilidade de ter uma força de trabalho sindicalizada; geralmente estão localizadas em áreas de maior densidade populacional e que tenham maior renda; é comum que façam parte de grupos maiores e, inclusive pelo volume de compras, têm

menos probabilidade de serem atendidas no fornecimento via atacadistas (KING; PARK, 2004).

Outro ponto de destaque é a associação que densidade populacional (que indica o número potencial de clientes próximos à loja) e renda familiar (sinalizador do volume de compras do mix de produtos) têm com a localização da loja, fazendo desta uma característica determinante para o volume de vendas e o desempenho da loja (KING; PARK, 2004).

A atratividade de um local é mais sensível à riqueza do que à densidade populacional (King, Park, 2004) e é com base nessa atratividade que consumidores escolhem as lojas, em comparação aos concorrentes locais (PARENTE; KATO, 2001). A área geográfica onde se localizam os consumidores de uma empresa é denominada área de influência (BERMAN; EVANS, 1998) e esta parece estar positivamente relacionada com o tamanho da loja e negativamente com a densidade populacional da região onde está localizada (PARENTE; KATO, 2001).

Sob a perspectiva financeira, a medida padrão para o desempenho das lojas é a margem bruta, com uma apuração semanal. Esta medida tem três componentes: a quantidade e variedade de produtos vendidos, os preços cobrados pelos produtos vendidos e o custo de aquisição dos bens vendidos. Cada um pode ser afetado pelas características da loja e pelas ofertas de serviços de distribuição, pelas práticas operacionais da loja e pela adoção de novas tecnologias de informação e práticas comerciais relacionadas (KING; PARK, 2004).

#### **4.2.4. Regionalidade**

A retomada da expansão mercantil, as navegações e descobertas da época renascentista introduziram uma mudança na organização da civilização, dividindo seus espaços em países e regiões. Tal mudança foi acelerada pela revolução industrial, culminando numa imagem de mundo tradicionalmente atrelada a grandes regiões (MOREIRA, 2007).

A região já foi definida como a forma de organização do espaço, demarcada territorialmente, mas passou a ser concebida como uma porção de espaço onde a unidade se dá pela síntese de eventos físicos e humanos, os quais a diferenciam e demarcam (MOREIRA, 2007).

Contudo a dinâmica do conceito permanece e o movimento das trocas culturais de regionalização introduz a relação em rede, dissolvendo as fronteiras das regiões; fechando um ciclo e inaugurando uma nova fase de organização mundial dos espaços, onde há mais fluidez na movimentação, na relação de trocas e nas interações econômicas. A região reciclou-se



diante do novo espaço em rede, e virou o lugar da articulação, visando o concerto de estratégias num mercado globalizado (MOREIRA, 2007).

#### **4.2.4.1. Aspectos teóricos**

Ao se pensar no desenvolvimento de um país, deve-se ter em mente que ele não ocorrerá em todos os lugares, tampouco concomitantemente (PERROUX, 1967). Considerando este aspecto, com uma preocupação explícita com o desenvolvimento econômico e teorias que pretendiam explicar a localização das atividades econômicas (WEAVER, 1978), nos anos 1950 o estudo da economia regional passou a ser abordado na teoria, com um ramo da ciência se dedicando ao estudo do desenvolvimento regional, para dar suporte às políticas econômicas que pudessem alavancar a sociedade regionalmente (MADUREIRA, 2015; COUTINHO, 2009). Do lado americano, os principais nomes foram Douglass North, Walter Isard e John Friedmann (FRIEDMANN, 1955; NORTH, 1955) e, na Europa, François Perroux, Jacques Boudeville e Jean Paelinck desenvolveram uma linha de raciocínio complementar (PERROUX, 1950, 1955; BOUDEVILLE, 1961, 1966; PAELINCK, 1965). Myrdal e Hirschman estão também entre os principais que se dedicaram a esse tema, tendo como influência principal autores como Schumpeter e Keynes (COUTINHO, 2009).

As teorias que então passaram a ser formuladas tiveram como objetivo contribuir para o crescimento e desenvolvimento de regiões distintas (MADUREIRA, 2015). Inclusive no Brasil, estudos foram e continuam sendo realizados a fim de diagnosticar os problemas e impulsionar o desenvolvimento regional (HADDAD, 1974).

Para Cavalcante (2008) é difícil definir o primeiro teórico que discorreu sobre as aglomerações enquanto fator de atração locacional. Von Thunen, em 1826, foi o primeiro autor a teorizar sistematicamente a respeito da localização das atividades econômicas. Neste trabalho, o autor abordava a questão de localização das atividades agrícolas circundando as cidades e, com os “anéis de Thunen”, influenciou diversos autores a, futuramente, estudar o espaço em termos econômicos.

Em 1909, Alfred Weber pesquisa, com premissas de que a demanda é dada e que ela independe da localização do produto, sobre a localização das atividades industriais, analisando a influência dos custos de transporte, do fator mão de obra e das forças aglomerativas.

No ano de 1954, August Lösch propõe uma abordagem especializada no setor de serviços e uma hierarquia entre as áreas de mercado para tal. Na análise do autor, há uma

priorização da demanda, sendo a maximização dos lucros o principal fator para a definição da localização ótima. Provavelmente, o autor que tenha maior destaque entre os clássicos seja August Lösch. Suas contribuições teóricas foram fundamentais para o desenvolvimento do estudo regional (COUTINHO, 2009).

Já em 1965, Myrdal propõe a Teoria da Causação Circular Cumulativa, para a qual o crescimento econômico regional decorre de círculos. Este círculo, quando impulsionado por capital financeiro e humano tende a ser um círculo virtuoso, ao passo que eventos como fechamento de empresas, desemprego, queda de renda na região caracterizam um círculo denominado vicioso.

Na década de 1990, Marshall (1996) abordou os ganhos de escala internos à firma, galgando a posição de um dos mais importantes teóricos do tema de atração locacional. Para ele, o tamanho das fábricas não era o fator essencial, e sim as características de sua vizinhança e a disposição da fábrica nela.

Em que pese os modelos locacionais clássicos indicarem que a variável financeira fosse desconsiderada como um fator explicativo na organização territorial das atividades econômicas, percebeu-se que, historicamente, a escolha locacional é tendenciosa, considerando a concentração geográfica, em geral nos grandes centros urbanos. A análise do evento aglomeração torna-se cada vez mais necessária, haja vista a perda relativa de importância dos fatores custos de transporte e economia de escala como determinantes na localização das atividades econômicas (COUTINHO, 2009).

Ainda em decorrência da aglomeração, as sociedades passam a ser impactadas e, com o passar do tempo, a amadurecer. Existe um potencial de especialização da força de trabalho; a indústria se desenvolve e pode alcançar o seu ponto ótimo; são aplicados recursos que se desdobram para as demais empresas e indústrias locais (MADUREIRA, 2015). O mercado e a concorrência passam a ser fomentados, haja vista a redução no risco de instalação (já superado por empresas próximas) e ocasionando menor custo no beneficiamento e transformação (COUTINHO, 2009), dinamizando ainda mais a região (MADUREIRA, 2015).

#### **4.2.4.2. Regionalidade e Previsão de Falências**

O momento parece oportuno para uma grande reavaliação da questão regional. Os problemas regionais variam de tempos em tempos e de lugar para lugar e cada região apresenta um cenário diferente para o desenvolvimento. Analisando a vasta gama de teorias

regionais, torna-se evidente que as desigualdades regionais têm sido reconhecidas como um fato da vida econômica contemporânea (WEAVER, 1978).

Medidas quantitativas e qualitativas de qualquer instituição são importantes na classificação de crédito (RASHID, *et al.*, 2021). A relevância de fatores financeiros já é amplamente aceita, porém o uso de informações não financeiras também já não é mais contestado, especialmente mediante o uso combinado, onde a previsão de falência é significativamente mais precisa (GRUNERT; NORDEN; WEBER, 2005).

Com relação ao mercado, dificilmente as forças nele atuantes irão garantir paridade no desenvolvimento dos espaços regionais (CAVALCANTE, 2006) e, nesse sentido, embora fatores específicos da empresa e o setor de atividade consigam explicar parte da disparidade regional, é essencial considerar o ambiente institucional regional nas avaliações (RICO; CANTARERO; PUIG, 2021).

Especialmente no cenário pós recessão e com as crises do COVID-19, os fatores específicos de localização atingiram um impacto relevante na tentativa de recuperação das empresas. Seja por razões culturais, econômicas ou geográficas, fatores como a densidade empresarial de um território têm sido considerados fator de risco (RICO; CANTARERO; PUIG, 2021).

São duas as correntes teóricas que tratam com a heterogeneidade espacial do sistema financeiro e no impacto desta para o desenvolvimento regional. A primeira visão explora esta relação sob a ótica das imperfeições nos mercados, especialmente de capitais – é a visão novo-keynesiana. Por outro lado, a abordagem keynesiana sinaliza a não neutralidade da moeda e do crédito, os quais são influenciados por fenômenos econômicos reais e reagem de formas diferente em cada um (CAVALCANTE, 2006).

Apoiados nestas perspectivas teóricas, estudos brasileiros reafirmaram a heterogeneidade regional do sistema financeiro (AMADO, 1998), a qual se observa, por exemplo, em relação a taxas de juro (ROBERTS; FISHKIND, 1979; FISHKIND, 1977); em termos de densidade de negócios e especialização industrial; e inclusive na eficiência da falência (RICO; CANTARERO; PUIG, 2021).

Embora ainda exista carência de dados estatísticos regionalizados sobre o sistema financeiro (CAVALCANTE, 2006), as informações acerca da localização precisam ser consideradas quanto ao impacto geográfico no resultado da recuperação das empresas. Sobretudo quando se considera os efeitos de contágio, a partir dos quais a proximidade, as inter-relações e a dependência comercial podem disseminar a doença financeira entre as empresas, é preciso superar a suposição comum de que existe homogeneidade dentro das

fronteiras nacionais quando se estuda um fenômeno como a falência (RICO; CANTARERO; PUIG, 2021).

Seja por questões estruturais, econômicas ou culturais, o resultado da falência sinaliza dependência espacial, de forma que a localização pode ser considerada uma estratégia para empresas que enfrentam declínio e recuperação (RICO; CANTARERO; PUIG, 2021).

Especificamente no universo do crédito, vale a sinalização de que regiões periféricas não significam necessariamente regiões de menor representatividade neste mercado e que a relação entre as operações de crédito e o PIB pode ser, por exemplo, um sinalizador quanto ao desenvolvimento regional do sistema financeiro (CAVALCANTE, 2006). A organização do espaço geoeconômico brasileiro influenciou o crédito, recentemente, e não o contrário (COSTA, 2017).

Vantajosa na exploração dos mercados regionais é a atuação dos bancos locais que, com menores custos de monitoramento e melhor nível informacional, conseguem se preparar melhor (MOORE; HILL, 1982; ROBERTS; FISHKIND, 1979; FISHKIND, 1977) e assumem uma importante função no desenvolvimento regional, com maior propensão a emprestar recurso e figurando como alternativa ao uso de investimentos diretos do governo (GREENWALD; LEVINSON; STIGLITZ, 1993).

No âmbito específico deste projeto de pesquisa, incorporar a análise de regionalidade como preditor do risco de falência das empresas do setor de varejo alimentar brasileiro visa avaliar o efeito que sua presença em determinada região com características de risco (baixa densidade populacional; alta concentração de lojas do mesmo segmento etc.) gera enquanto sinal de alerta.

Ainda que haja um possível apontamento acerca dos efeitos de correlação e de causalidade (a região influencia no sucesso da empresa, ou empresas já bem-sucedidas e com boa gestão escolhem se instalar e conseguem prosperar nessas regiões?), a utilidade preditiva do modelo se mantém com tais *proxies*, mediante o emprego de técnicas estatísticas para mitigar, na medida do possível, esses efeitos; considerando, sobretudo, que o estudo não visa provar uma causalidade filosófica e que, do ponto de vista de um credor ou investidor, não importa, necessariamente, o sentido da relação, isto é, se a região causa o fracasso ou se empresas ruins escolhem regiões ruins.

Por fim, a regionalidade incorporada no modelo de previsão de falência traz como contribuição teórica não a construção de um modelo específico, mas a demonstração da importância deste contexto. A literatura internacional é dominada por estudos em mercados desenvolvidos, homogêneos e com dados abundantes. Por outro lado, o presente estudo

mostra que, em economias emergentes e continentais como o Brasil, ignorar a heterogeneidade regional não é apenas uma simplificação, é um erro fundamental. As contribuições almejadas envolvem, portanto, um chamado para que a teoria geral incorpore tais variáveis de forma mais relevante, servindo de modelo para estudos em outros países com realidades semelhantes.

### 4.3. Aspectos Metodológicos

O objetivo deste capítulo consiste na construção de um modelo econométrico que distinga as empresas analisadas quanto ao risco de falência. Para tanto, a pesquisa seguiu uma abordagem quantitativa, com o tratamento de dados numéricos do público da amostra, a qual foi selecionada contemplando o segmento de varejo alimentar no país, com ênfase nas empresas de pequeno e médio porte.

Considerando a dificuldade na apuração e na acurácia de informações financeiras como característica comum do setor e do tamanho das empresas alvo desta pesquisa, o projeto propõe sanar esta lacuna ao desenvolver um modelo que ateste a qualidade das empresas analisadas, mas que seja construído a partir de dados operacionais não financeiros e regionais.

Foram coletados dados secundários, processados mediante utilização de redes neurais artificiais, bem como análise discriminante linear, visando promover assertivamente a diferenciação entre empresas saudáveis e não-saudáveis. Os dados não financeiros foram coletados no anuário da Associação Brasileira de Supermercados – ABRAS, que disponibiliza informações de ano; faturamento; área de loja (em metros quadrados); número de funcionários; número de lojas; quantidade de *checkouts*; unidade federativa sede da empresa, para empresas classificadas como Atacarejos, Central de Compras, Hipermercados e Supermercados. Além dos dados originais do anuário, foram trabalhadas também relações entre esses dados.

#### 4.3.1. Artigo-base

A proposta de trabalho segue a base do trabalho de Chai *et al.* (2019), considerando a proposta dos autores de desenvolver um rating de crédito para empresas pequenas do mercado chinês, através de uma modelagem multicritério.

Os autores destacam as pequenas empresas como fundamentais na economia chinesa, de tal modo como confirmam os dados também para o Brasil. De maneira análoga, as

características percebidas para tal público em ambos os países são semelhantes, com grande volume, num cenário de informações incompletas, destacada assim a dificuldade de avaliar a saúde financeira deste tipo de tomador.

O trabalho base tem como amostra 687 empresas tanto de varejo quanto de atacado, as quais estão concentradas num banco comercial chinês. Eles se valem de 17 indicadores e propõem a construção de um rating a partir de regressão *probit*, seguidos de TOPSIS e *fuzzy-C*. A assertividade dos modelos resultantes é de 80% e 91,7%, respectivamente.

A escolha do artigo mencionado considera, além da proximidade das propostas de pesquisa e dos contextos motivadores para elas, o fato de a pesquisa ser recente, sobretudo por ter contemplado um cenário sem os efeitos de crise ocasionados pela COVID-19. Adicionalmente, a proposta de indicadores contemplada na pesquisa chinesa já considera a relevância e direciona a aplicação de métricas não financeiras no cálculo do rating das empresas de varejo. Entre os 17 indicadores do modelo apresentado, as variáveis não financeiras somadas têm um peso de 0,49, superior aos 0,43 dos rácios financeiros, o que ratifica o desempenho mais importante daqueles dados na classificação de crédito das empresas da amostra.

O conteúdo está em uma revista alinhada ao tema, com boa classificação acadêmica e com dados em um intervalo de tempo suficiente para amparar a presente pesquisa.

Embora haja um trabalho-base que norteie a metodologia aplicada nesta pesquisa, é pertinente destacar que permanece ineditismo e contribuições adicionais nas esferas acadêmica, teórica e prática. Sobretudo por considerar empresas não listadas do mercado brasileiro, com o aprofundamento em um segmento relevante da economia e sociedade nacional, contemplando indicadores operacionais e com o advento de *proxies* de regionalidade, além de ser inédito, contribui para o contexto de avaliação financeira, superação de eventuais restrições de crédito e consequentemente desenvolvimento setorial e social.

#### **4.3.2. Seleção da amostra**

A amostra selecionada para o trabalho contempla os dados secundários e não públicos das empresas do setor varejista alimentar, apresentados no Ranking anual da ABRAS, nas edições de 2016 a 2024, as quais compreendem números de 2015 a 2023, respectivamente. Sobre o período contemplado, tal seleção se deu em virtude da disponibilidade dos dados na base, considerando as edições mais recentes publicadas e a extensão máxima possível ao

passado. A extensão da série de dados para esta pesquisa tem menor importância do que o fato de a base estar atualizada (PAPÍK; PAPÍKOVÁ, 2023; GAVUROVA *et al.*, 2022; QIAN *et al.*, 2022; PANTOJA-AGUILAR *et al.*, 2021; JABEUR *et al.*, 2021; GENG; BOSE; CHEN, 2015; PEREIRA; MARTINS, 2015), motivo pelo qual prezou-se por dados recentes na composição do estudo.

O Ranking ABRAS é feito com a participação voluntária das empresas supermercadistas, que concedem à entidade as informações e autoriza a publicação de dados referentes ao faturamento, lojas, funcionários, *check-outs* e área de vendas. Outras informações disponibilizadas são mantidas sob sigilo e é papel dos organizadores das edições confirmar a consistência das informações (NUNES FILHO, 2022).

Os dados do ranking são publicados na revista SuperHiper, focando em informações que ilustram o desempenho dos grupos ranqueados com base na ordenação por faturamento das empresas declarantes da pesquisa. A elaboração do ranking segue critérios de apuração, checagem e consistência de dados. As informações individuais são prestadas pelas empresas mediante o preenchimento em questionários on-line autopreenchíveis e de sua inteira responsabilidade. A base histórica de dados passa por rígido sistema de checagem e consistência, tanto na coleta dos questionários, onde o responsável é a ABRAS, como na posterior tabulação dos dados, realizada pela NielsenIQ (NUNES FILHO, 2022).

O que os organizadores buscam, com a divulgação dos dados do ranking é transmitir ao mercado dados comprovados e autorizados pelos supermercadistas participantes. Na série histórica, o deflator utilizado é a média anual do IPCA (NUNES FILHO, 2022).

Anualmente são relacionadas 1500 empresas no documento. A amostra base do estudo foi a intersecção entre este público e os supermercados relacionados no Ranking 1500 do ESTADÃO Empresas Mais+, o qual também relaciona empresas do setor supermercadista brasileiro, porém com informações financeiras. O motivo pelo qual se considera apenas a intersecção destas bases é que o modelo de previsão de falência, com base nos dados relacionados pela ABRAS, teve como classificação prévia (empresas saudáveis e não saudáveis) aquelas conforme avaliação a partir do Modelo de Análise Discriminante para o Varejo Alimentar Brasileiro, inspirado nas Categorias de Risco de Altman, calculado com os dados financeiros apresentados pelo Estadão.

Portanto, o modelo proposto se pautou a partir da classificação financeira das empresas a partir deste novo modelo, considerando os dados e empresas com informações disponíveis também no âmbito operacional. A identificação da intersecção entre as bases foi feita de forma manual mediante informações comparativas que permitam a identificação

nominal das empresas, considerando inclusive as menções, nos anuários, sobre eventuais trocas de razão social.

#### 4.3.3. Método

Os métodos utilizados na pesquisa-base para a estruturação do rating de pequenas empresas do mercado chinês foram regressão *probit*; TOPSIS e *fuzzy-C*. A pesquisa em questão propunha uma abordagem multicritério, motivo pelo qual também foi dada ênfase na abordagem via diferentes metodologias.

Para o presente trabalho, preservando o alinhamento do tema e do contexto com o artigo base, o método a ser seguido foi o de análise discriminante e redes neurais artificiais.

No estudo acerca de previsão de falência, os modelos são baseados em análises discriminantes lineares, em análises de regressão *logit* e *probit* ou, mais recentes, em redes neurais (GRUNERT; NORDEN; WEBER, 2005). A escolha para a adoção da metodologia de redes neurais, considera o ganho de popularidade em previsão de falência (WEST; DELLANA; QIAN, 2005; WEST, 2000; JENSEN, 1992) e os resultados que o método apresenta (GRISHUNIN; EGOROVA, 2022).

Tradicionalmente, o uso de redes neurais está associado à previsão do risco de falência contemplando indicadores tipicamente financeiros (PTAK-CHMIELEWSKA; MATUSZYK, 2018), de modo que também se busca aqui um avanço quanto à possibilidade de se trabalhar com indicadores de natureza não financeira com o mesmo propósito.

As redes neurais geralmente são compostas por uma quantidade elevada de neurônios interconectados. Os neurônios são elementos de processamento de informações que se interligam por conexões entre eles, as quais na verdade são os pesos modificados durante o processo de aprendizagem. A rede imita de forma simplificada o cérebro humano, contendo muitas entradas para um neurônio, mas apenas uma saída. As entradas neurais são selecionadas pelas variáveis explicativas (PTAK-CHMIELEWSKA; MATUSZYK, 2018).

A arquitetura com base na qual a rede funciona é de escolha subjetiva e, mediante esta configuração, elas podem ser classificadas em redes de camada dupla (somente com camadas de entrada e saída) ou redes multicamadas (existem camadas ocultas entre as camadas de entrada e saída). As redes neurais permitem a modelagem de qualquer tipo de dependências não lineares nos dados (PTAK-CHMIELEWSKA; MATUSZYK, 2018).

O tipo de rede constantemente utilizado na previsão de falências é a rede de multicamadas perceptron (MLP) (PTAK-CHMIELEWSKA; MATUSZYK, 2018). Como



vantagens para o método, além do seu grande poder preditivo (BALIOS; THOMADAKIS; TSIPOURI, 2016), destacam-se o fato de que as variáveis explicativas podem ser tanto quantitativas quanto qualitativas; a maior flexibilidade e rápida atuação em mudanças, além da resistência quanto à tipos de informações que não se pautam em suposições de normalidade (PTAK-CHMIELEWSKA; MATUSZYK, 2018).

Por outro lado, existem algumas desvantagens ou limitações relevantes quanto ao emprego do método. O funcionamento de uma rede neural demanda um processo de aprendizagem de longo prazo. O treinamento é definido como a busca por pesos para obter o resultado mais preciso (KWON; HAN; LEE, 1997), em que a divisão aleatória de dados pode garantir maior precisão do modelo (GRISHUNIN; EGOROVA, 2022).

O processo de seleção destes pesos, contudo, é complexo, tornando a rede uma espécie de “caixa-preta” ininterpretável (BALIOS; THOMADAKIS; TSIPOURI, 2016), a partir da qual é complexa a extração de informações sobre as regras nas quais o resultado se pauta (PTAK-CHMIELEWSKA; MATUSZYK, 2018).

#### 4.3.4. Descrição das variáveis e formulação das hipóteses de pesquisa

A literatura define três grupos de fatores que pode compor a construção de um rating de crédito. A primeira categoria abrange indicadores financeiros (EDERINGTON, 1985); a segunda consiste em fatores de gestão corporativa e de risco (ASHBAUGH-SKAIFE; COLLINS; LAFOND, 2006; BHOJRAJ; SENGUPTA, 2003); e a terceira categoria inclui fatores macroeconômicos (GRISHUNIN; EGOROVA, 2022). A seleção de variáveis desempenha um papel importante (DU JARDIN 2009) e os índices financeiros são as variáveis mais frequentemente selecionadas em modelos de previsão de falências (PTAK-CHMIELEWSKA; MATUSZYK, 2018).

O Quadro 6, relacionado abaixo, contempla alguns estudos que se pautaram em indicadores financeiros, obtendo resultados significantes nos ratings de crédito corporativos.

**Quadro 6** – Estudos sobre variáveis financeiras significantes na modelagem de ratings de crédito corporativos.

AUTOR(ES)	ANO	VARIÁVEIS SIGNIFICANTES
Kaplan e Urwitz	1979	Cobertura de juros; dívida de longo prazo sobre ativo total dívida de longo prazo sobre patrimônio líquido; receita líquida sobre ativo total; variação do ativo total; variação da receita líquida; ativo total.
Ederington	1985	Cobertura de juros; dívida total sobre capital; ativo total.
Blume, Lim e Mackinlay	1998	Cobertura de juros antes de impostos; lucro operacional sobre vendas; dívida de longo prazo sobre ativos; dívida total sobre ativos e ativos totais.
Kamstra, Kennedy e Suan	2001	Cobertura de juros; dívida total pelo total de ativos; lucro líquido total; tamanho da empresa.

Kim e Gu	2004	Cobertura, lucratividade e tamanho do serviço da dívida
Gray, Mirkovic e Ragunathan	2006	Cobertura de juros; alavancagem; lucratividade e concentração do setor.
Bone	2010	Cobertura de juros e dívida de curto prazo/dívida total.

**Fonte:** Adaptado de Chodnicka-Jaworska (2021).

A utilização de cada indicador revela diferentes perspectivas (AYDIN *et al.*, 2022) e, além disso, existe um grande número de variáveis de natureza inclusive não financeira que permitem a avaliação das organizações e que podem ser monitoradas a fim de direcionar a tomada de decisões empresariais, a implementação e o sucesso da estratégia (BEGOVIĆ; TOMAŠEVIĆ; ERCEGOVAC, 2022).

A utilização de variáveis não financeiras também é utilizada nos modelos de previsão de falência (BEGOVIĆ; TOMAŠEVIĆ; ERCEGOVAC, 2022) e o Quadro 7 apresenta, abaixo, a relação de diversos estudos desenvolvidos neste contexto.

**Quadro 7** – Estudos sobre variáveis financeiras significantes na modelagem de ratings de crédito corporativos.

AUTOR(ES)	ANO	VARIÁVEIS SIGNIFICANTES
Marais, Patell e Wolfson	1984	Opinião dos auditores; qualificação dos auditores; Número de anos de demonstrações financeiras; Anos consecutivos de lucro líquido negativo; anos consecutivos de queda nas vendas.
Leshno e Spector	1996	Auditoria; opinião dos auditores; Número de anos de queda de receita; Número de anos de lucro negativo; Número de empregados
Barniv, Agarwal e Leach	1997	Classes dos principais devedores; Grau de competitividade; existência de fraude; renúncia na alta administração; Concentração acionária; Idade da empresa.
Bryant Li e Faf	1997 2019	Crescimento do produto interno bruto (PIB).
Greco, Matarazzo e Slowinski	1998	Experiência da gerência; Posição da empresa no mercado; estrutura técnica do edifício; suporte organizacional; vantagem competitiva; Flexibilidade de mercado.
Bouzouita e Young	1998	Lucratividade; crescimento do superávit; alavancagem; mix de linhas; liquidez; tamanho e forma organizacional
Park e Han	2002	Posição da indústria; política e contratação de pessoal; Desenvolvimento tecnológico e inovação de qualidade; Nicho/tendência de mercado; Vantagem competitiva de preços; Vantagem competitiva internacional; perspectiva de lucro; Qualidade de gestão; Relação entre trabalho e capital; Condições de trabalho e instalações de bem-estar; Reputação da indústria; potencial de crescimento.
Bhojraj e Sengupta	2003	Propriedade institucional; pessoas de fora na composição do conselho; propriedade concentrada; dívida/capital; margem de lucro; ativos totais; valor de mercado do capital.
Lam	2004	Orçamento Federal/Produto Interno Bruto; Gastos governamentais/Produto Interno Bruto; suprimento financeiro; Taxa de juros de curto prazo; Spread entre taxas de juros de curto e longo prazo; Índice de Preços ao Consumidor; Balança Comercial/Produto Interno Bruto; Saldo em Conta Corrente/Produto Interno Bruto; Taxa de câmbio efetiva; Preço de compra do petróleo bruto.
Ashbaugh-Skaife, Collins, LaFond	2006	Número de <i>blockholders</i> externos; acumulações de qualidade; pontualidade dos lucros; independência do conselho; poder do CEO; ações detidas por executivos ou diretores; experiência do conselho; alavancagem; ROA; lucro líquido antes de itens extraordinários; tamanho; dívida subordinada e cobertura de juros.

Stanišić, Mizdraković e Knežević	2013	Número de empregados
Tinoco e Wilson	2013	Índice de Preços do Varejo; Taxa de letras do Tesouro de curto prazo.
Giordani <i>et al.</i>	2014	Anos desde o primeiro registro; variação do PIB; Taxa de juro de curto prazo.
Jiang e Jones	2018	Taxa de desemprego; remuneração total dos executivos; remuneração total dos diretores; Crescimento do PIB per capita.
Muñoz-Izquierdo <i>et al.</i>	2020	Parecer de auditoria; soma das divulgações contábeis no relatório de auditoria; soma das divulgações gerais no relatório de auditoria.

**Fonte:** Adaptado de Begović; Tomašević; Ercegovac (2022); Chodnicka-Jaworska (2021).

Para o cálculo do rating não operacional, a proposta é partir das variáveis disponibilizadas no anuário da ABRAS relativas ao universo supermercadista brasileiro e, mediante aplicação da análise discriminante e o uso redes neurais artificiais, cuja variável dependente foi o Score calculado no modelo específico para o público de varejo alimentar brasileiro, identificar a relevância estatística das variáveis operacionais, para determinação do nível de saúde financeira na amostra. As informações disponíveis no anuário da ABRAS, bem como os desdobramentos sugeridos a partir da interação das variáveis lá disponíveis estão resumidas a seguir na Tabela 17.

**Tabela 17:** Variáveis disponíveis S.A Varejo e interações propostas

Dados disponíveis	Interações propostas	Variáveis
UF	Região	UF
Número de Lojas	Área total das lojas / Número de Lojas	M2 NLOJAS
Área total das lojas (em m²)	Faturamento / área (m²)	FATM2
Número total de <i>checkouts</i>	Faturamento / número de <i>checkouts</i>	FATCHECK
Número de Funcionários	Faturamento / número de funcionários	FATFUNC
Faturamento*	Número total de <i>checkouts</i> / área (m²)	CHECKM2
	Número de funcionários / área (m²)	FUNCM2
	Número de Funcionários / Número de Lojas	FUNCNLOJAS
	Número de Funcionários / número total de <i>checkouts</i>	FUNCHECK
	Variação anual do faturamento	VARFAT
	Variação anual da área total das lojas	VARM2
	Variação anual do número de Funcionários	VARNFUNC
	Variação anual do número de <i>checkouts</i>	VARCHECK
		MIC
	Porte da empresa (base faturamento)	PEQ MED GDE

**Fonte:** Elaborado pelo autor.

Não existe uma definição comum do segmento de pequenas e médias empresas nos diferentes países. Essa classificação varia de país para país, tendo em conta diferentes variáveis quantitativas e características da empresa (ALTMAN; SABATO; WILSON, 2008). Neste trabalho, as empresas da amostra foram qualificadas conforme seu porte considerando a informação de faturamento disponível na base de dados e aplicando-se novamente a classificação do Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social – BNDES,

conforme Tabela 18, apresentada abaixo. Esta variável foi tratada a nível *dummy*, sendo variáveis distintas para as microempresas (MIC), pequenas empresas (PEQ), médias empresas (MED) e grandes empresas (GDE).

**Tabela 18:** Classificação das empresas por porte

<b>Classificação</b>	<b>Receita Operacional Bruta Anual</b>
Microempresa	Menor ou igual a R\$360 mil
Pequena Empresa	Maior que R\$360 mil e menor ou igual a R\$4,8 milhões
Média Empresa	Maior que R\$4,8 milhões e menor ou igual a R\$300 milhões
Grande Empresa	Maior que R\$300 milhões

Fonte: BNDES, [20--?].

A proposta de análise das empresas a partir de indicadores operacionais considera que a eficiência operacional impulsiona a lucratividade e, consequentemente, a capacidade da empresa em cumprir as suas responsabilidades futuras (SINGH; FAIRCLOTH; NEJADMALAYERI, 2005) e, além disso, essas informações são úteis na tomada de decisão de investidores e stakeholders (SETIANINGTYAS; ARYANI; RAHMAWAT, 2015).

Dentre os vários sinalizadores que podem ser obtidos com métricas de eficiência operacional, tem-se os sinais quanto à gestão dos custos empresariais, solidez financeira (FOMBRUN, 1996), qualidade de gestão e dos colaboradores (HIMME; FISCHER, 2014).

Para a agência de crédito Standard & Poor's (2011b), o grau de eficiência operacional figura entre os principais fatores no fornecimento de classificações de crédito. As empresas mais eficientes denotam capacidade superior de gestão; maior facilidade e rapidez para a entrada em novos mercados (FOMBRUN, 1996); maior potencial para crescer receita com um custo menor em relação aos concorrentes, isto é, maior potencial de crescimento (HIMME; FISCHER, 2014); alta qualidade e estabilidade nos relacionamentos com seus *stakeholders* (SRIVASTAVA; SHERVANI; FAHEY, 1998); e flexibilidade na gestão de custos, especialmente em episódios de recessão do mercado (SOTERIOU; ZENIOS, 1999).

Como forma, portanto, de se aplicar o estudo de eficiência operacional ou minimamente de indicadores operacionais, eles foram empregados nos modelos propostos neste trabalho. A perspectiva quanto à contribuição de cada um destes indicadores, tanto em relevância quanto em sinal, está pautada em estudos que previamente os utilizaram, tendo objetivos afins e que estão relatados a seguir.

A segregação da amostra é importante e significativa. Separar as empresas conforme seu tamanho; tempo de constituição; taxa de crescimento ou mesmo com relação ao setor de atuação contribui para melhor avaliação do risco de falência (MAIER; YURTOGLU, 2022).

As variáveis contempladas na base de dados acessada e que são objeto da pesquisa disponibilizam, em primeiro nível, dimensão do tamanho das empresas avaliadas. A quantidade de lojas (NLOJAS); área total das lojas; número total de checkouts; número de funcionários e faturamento são informações operacionais e/ou financeiras que permeiam essa dimensão e que serão assim trabalhadas.

O tamanho da empresa foi destacado desde Ederington (1985) e, em sua forma de medição segundo a área de vendas ( $m^2$ ), vem sendo utilizado em muitos estudos como *proxy* que reflete a atratividade da unidade varejista (PARENTE; KATO, 2001). Medida a partir dos valores dos ativos, a variável é apontada como tendo uma relação não linear e evidente, quanto à probabilidade de insolvência (ALTMAN; SABATO; WILSON, 2008). Inclusive quando discriminada por localização, as medidas de tamanho são significativas para prever o resultado da falência, dado que, apoiados na teoria baseada em recursos, tem-se que empresas maiores tendem a ter taxas de sucesso mais elevadas (THORNHILL; AMIT, 2003).

A diferenciação entre lojas maiores e menores se dá, considerando os benefícios que aquelas conseguem alcançar, em virtude, por exemplo, de economias de escala e acesso a um maior conjunto de recursos a melhores preços (ADAMS; BURTON; HARDWICK, 2003); reputação de mercado distinta; oferecerem menor risco aos seus credores devido à sua capacidade de diversificação, sejam em produtos ou em mercados (GUPTA, 2021; ASHBAUGH-SKAIFE; COLLINS; LAFOND, 2006).

Conquanto lojas maiores necessitem de maior volume de produtos para sustentar a imagem e posição de loja bem sortida e abastecida (PICK; DIESEL; SELLITTO, 2011), a maior variedade que apresentam, associada ao maior conforto, melhor espaço e facilidade de circulação entre os caixas e gôndolas (PRADO; MARCHETTI, 1997); oferta de serviços e preços competitivos, gera nestas lojas maior capacidade de atrair clientes (PARENTE; KATO, 2001), de modo que as vendas semanais e as margens brutas aumentem conforme o tamanho da loja (KING, PARK, 2004). Estas vantagens resultam em ganhos de eficiência, refletidos, por exemplo, na produtividade do trabalho, apurada pela relação de vendas e margem por horas trabalhadas (KING, PARK, 2004).

A variável vendas por metro quadrado, ou faturamento por metro quadrado (FATM2) é uma medida reconhecida da eficácia da loja. O crescimento neste indicador reflete o adequado investimento no mercado-alvo, tanto em espaço quanto em relação ao mix de varejo que o supermercadista escolheu. Para não frustrar clientes e assim aumentar as vendas por metro quadrado de loja, o lojista aumenta o estoque e, conforme a relação de vendas por área

aumenta, há sinalização de melhor abastecimento na loja e o giro do estoque é reduzido (PICK; DIESEL; SELLITTO, 2011).

Com base nos pontos apresentados, formulam-se hipóteses a partir das variáveis estruturadas e do seu efeito no modelo e na probabilidade de falência das empresas do varejo nacional brasileiro:

**H<sub>1A</sub>:** A relação Faturamento/Área da Loja está negativamente relacionada à probabilidade de inadimplência.

**H<sub>1B</sub>:** A relação Faturamento/Checkouts está negativamente relacionada à probabilidade de inadimplência.

A variável número de funcionários também é uma das que está relacionada na base de dados e que, sob o âmbito operacional, foi objeto de avaliação na pesquisa. O atendimento e o fornecimento de informações é um dos elementos-chave da excelência em serviços em supermercados. A atuação, por exemplo, dos promotores de venda e repositores em áreas de autoatendimento (padaria, carnes, peixaria e hortifrutigranjeiros) é essencial para a percepção da qualidade em serviços no supermercado. Face a isso, as empresas precisam observar e atuar atentamente desde as etapas de recrutamento, selecionando atendentes com perfil adequado e que sejam capazes de responder a esses anseios dos clientes, até a preparação e treinamento constante a fim de capacitar os mesmos (PRADO; MARCHETTI, 1997).

A qualidade da gestão e dos funcionários é também um sinal positivo para as agências de notação de crédito porque reduz a probabilidade de uma situação de dificuldades financeiras (BLUME; LIM. MacKINLAY, 1998). Empresas bem conhecidas são geralmente mais bem-sucedidas em atrair e reter melhores funcionários, que por sua vez são mais produtivos (LUO; BHATTACHARYA, 2006).

O total de horas trabalhadas é proporcional ao tamanho da loja, especialmente na medida de área de vendas e, com relação ao impacto no sucesso financeiro da loja, no modelo de previsão de falência de Stanišić, Mizdraković e Knežević (2013), o aumento do número de empregados sinalizou comprometer o sucesso do funcionamento da empresa. A métrica de intensidade de trabalho, que relativiza as horas trabalhadas pelo tamanho da loja, tem um viés de eficiência importante nesta análise. Essa medida apresenta queda constante em todas as categorias de loja (KING; PARK, 2004).

Dessa forma, as hipóteses a serem trabalhadas na pesquisa e que dizem respeito à variável funcionários são:

**H<sub>2A</sub>:** A relação Funcionários/Área da loja está positivamente relacionada à probabilidade de inadimplência.

**H<sub>2B</sub>:** A relação Funcionário/Checkouts está positivamente relacionada à probabilidade de inadimplência.

A comparação temporal das variáveis denota diretamente o crescimento das lojas avaliadas na amostra. Embora empresas de elevado crescimento possam sinalizar mais riscos (KAUR; VIJ; CHAUHAN, 2023), uma empresa em crescimento atrai oportunidades de expansão que conduzem a um aumento dos fluxos de caixa futuros, aumentando assim o valor da empresa (ADAMS; BURTON; HARDWICK, 2003). Empresas de alto crescimento têm ainda, maior acesso ao capital e usufruem de flexibilidade financeira, mitigando o perigo de incumprimento para os investidores (LAILA, *et al.*, 2020).

Não apenas pelo risco envolvido, mas também considerando que o crescimento afeta a capacidade da empresa de gerir os seus ativos (KAHYA, *et al.*, 2020) e que um valor de mercado elevado em relação ao valor contábil pode indicar a sobrevalorização de uma empresa – mal sinal sobre a perspectiva de qualidade de crédito (BHOJRAJ; SENGUPTA, 2003) – faz da relação crescimento e classificações de crédito uma relação mista (KAUR; VIJ; CHAUHAN, 2023).

Além dos aspectos operacionais em si, estudos anteriores como ANDREANO *et al.* (2018) analisaram a probabilidade de falência através da interconexão espacial das empresas, considerando o ambiente econômico. A inclusão de *proxies* relacionadas à região ou especificamente ao país contribui no poder explicativo dos modelos (MAIER; YURTOGLU, 2022).

Esse viés espacial é visto na literatura sob a dimensão de área de influência, determinada por aspetos como densidade populacional; acesso ao transporte; características da localização da loja; tipo de produtos; tamanho da loja; variedade; preço; esforço promocional; qualidade de serviço e concorrência (TAYMAN; POL, 1995).

A área de influência da loja está diretamente relacionada ao seu tamanho, embora não varie na mesma proporção – relação não linear (BELL; HO; TANG, 1998). Quanto à densidade populacional, é comum estar relacionada a maior presença concorrentes e maior dificuldade de acesso, o que acaba por restringir a extensão da área de influência de cada loja (PARENTE, KATO, 2001).

Sob essa perspectiva, e mediante as diferenças regionais percebidas no contexto nacional, tendo-as como atributos importantes no âmbito operacional, administrativo e financeiro das organizações reitera-se a adoção de métricas de regionalidade neste estudo, através da inclusão de *proxies* que abranjam regionalidade, a saber:

- *Dummy* sinalizando se a loja se encontra no bairro (0) ou no centro da cidade (1) - CENTR;
- *Dummy* sinalizando se as lojas da amostra são pertencentes a redes de lojas (1) ou não (0) - REDE;
- *Dummy* sinalizando se a cidade sede das empresas é capital do estado (1) ou não (0) - CAPI;
- Nível de densidade de lojas na região (quantidade de lojas / população) - DENSL;
- Densidade populacional da cidade sede da empresa - DENSP;
- Porte da cidade - PORTEC;
- Nível de desenvolvimento econômico da cidade - DESCIT.

A busca por estas informações se deu de forma manual, mediante pesquisa a partir dos nomes das empresas da amostra em seus sites institucionais, e com base em informações públicas disponibilizadas e aplicáveis. Para as empresas da amostra que sejam pertencentes a redes, as variáveis CENTR, CAPI, DENSL, DENSP, PORTEC e DESCIT serão pautadas na cidade sede da rede.

Quanto à inclusão de variáveis macroeconômicas na composição do modelo, visto que eles se revelaram insignificantes (KARMINSKY, 2015) e não aumentaram o poder preditivo dos modelos, chegando inclusive a piorar os resultados (GRISHUNIN, EGOROVA, 2022), os mesmos não foram considerados nesta proposta.

Com base, portanto, na fundamentação e descrição aqui apresentadas, o Quadro 8 sumariza as variáveis propostas na construção do modelo, bem como o sinal esperado quando da formulação do modelo de avaliação.

Como forma de enriquecer a análise, as variáveis contempladas foram empregadas, majoritariamente, mediante relativização. O intuito é de não atuar apenas com variáveis que, embora diferentes em sua composição, indiquem uma medida semelhante, por exemplo, tamanho. Por tal razão, as variáveis quantidade de funcionários e quantidade de checkouts não foram contempladas de forma individual. O faturamento, visto ter uma natureza financeira e não operacional também não foi contemplado como fator particular de análise.



**Quadro 8** – Variáveis operacionais e regionais do varejo alimentar brasileiro e sua aplicação na previsão de falências.

VARIÁVEL	SIGNIFICADO	SINAL ESPERADO	AUTORES
M2	Área total das lojas	(+)	Parente; Kato (2001); Adams; Burton; Hardwick (2003); Gupta (2021); Ashbaugh-Skaife, Collins; Lafond (2006); Prado; Marchetti (1997); King; Park (2004).
NLOJAS	Número de Lojas	(+)	Pick, Diesel e Sellitto (2011); King; Park (2004)
FATM2	Faturamento / área (m <sup>2</sup> )	(+)	Pick, Diesel e Sellitto (2011)
FATCHECK	Faturamento/número de checkouts	(-)	Prado; Marchetti (1997); Blume, Lim; Mackinlay (1998); Luo; Bhattacharya (2006).
FATFUNC	Faturamento/número de funcionários	(-)	
M2CHECK	Área (m <sup>2</sup> ) / Número total de checkouts	(-)	
FUNCM2	Número de funcionários/área (m <sup>2</sup> )	(-)	
FUNCNLOJAS	Número de Funcionários/Número de Lojas.	(-)	Stanišić, Mizdraković; Knežević, (2013); King; Park (2004).
FUNCHECK	Número de Funcionários/número total de <i>checkouts</i> .	(-)	
VARFAT	Variação anual do faturamento.	(+/-)	Positivo: Adams; Burton; Hardwick (2003); Laila, <i>et al.</i> (2020). Negativo: Bhojraj; Sengupta (2003); Kahya, <i>et al.</i> (2020); Kaur; Vij; Chauhan (2023)
VARM2	Variação anual da área total das lojas.	(+/-)	
VARNFUNC	Variação anual do número de Funcionários.	(+/-)	
VARCHECK	Variação anual do número de <i>checkouts</i> .	(+/-)	
MIC; PEQ; MED; GDE	Porte da empresa (base faturamento).	(+)	Pick, Diesel e Sellitto (2011); King; Park (2004); Thornhill e Amit (2003).
CENTR	<i>Dummy</i> sinalizando se a loja se encontra no bairro (0) ou no centro da cidade (1).	(+)	Pick, Diesel e Sellitto (2011)
REDE	<i>Dummy</i> sinalizando se existem grandes redes supermercadistas na cidade (1) ou não (0).	(+)	Betancourt; Malanoski (1999); Grinnell (1981).
CAPI	<i>Dummy</i> sinalizando se a cidade é capital do estado (1) ou não (0).	(+)	King; Park (2004); Parente; Kato (2001)
DENSL	Nível de densidade de lojas na região (quantidade de lojas / população).	(-)	Parente; Kato (2001)
DENSP	Densidade populacional da cidade sede da empresa.	(+/-)	Positivo: King; Park (2004) Negativo: Parente, Kato (2001)
PORTEC	Porte da cidade.	(+)	King; Park (2004); Parente; Kato (2001)
DESCIT	Nível de desenvolvimento econômico da cidade.	(+)	King; Park (2004); Parente, Kato (2001)

**Nota:** O sinal esperado nesta tabela indica a relação da variável com o score a ser construído. Isto é, variáveis com sinal esperado positivo têm relação direta com o score (quanto maior a variável, maior a nota) e, consequentemente, menor relação com a risco de inadimplência. **Fonte:** Elaborado pelo autor.

Especificamente a respeito da construção e utilização das variáveis relacionadas à regionalidade – PORTEC; DENSP; DENSL e DESCIT, detalham-se a seguir as seguintes informações:

#### 4.3.4.1. Variável PORTE DA CIDADE (PORTEC):

A classificação da pesquisa Região de Influência das Cidades - Regic/IBGE (IBGE, 2018) como indicação para a definição do porte dos municípios aplicada por Lui, *et al.* (2021) foi a base para a estruturação da variável PORTEC. Tal escolha considera o alinhamento da pesquisa e os preceitos teóricos de regionalidade aqui trabalhados.

A área geográfica é o elo. Conceituada como o espaço no qual se localizam os consumidores de uma empresa, determinado pela densidade populacional, infraestrutura, aspectos mercantis e tamanho da loja (BERMAN; EVANS, 1998; TAYMAN; POL, 1995; PARENTE; KATO, 2001), está presente na pesquisa REGIC como região de influência e é operacionalizada em formato de rede de ligações, por vezes sobrepostas, entre as unidades urbanas (IBGE, 2018).

A partir da identificação das cidades que atuam como centros de gestão do território e das ligações entre estes centros, a pesquisa classifica as cidades de forma hierárquica, levando em consideração as atividades de gestão pública e empresarial (IBGE, 2018). A Regic capta relações municipais em diversos âmbitos, como movimentos de trabalho, estudo, trocas comerciais e eventos culturais (LUI *et al.*, 2021).

Considerando, portanto, que as lojas de varejo atuam e estão sujeitas ao comportamento na área de influência, mas que as cidades também apresentam tal característica, a classificação da pesquisa REGIC foi adotada, considerando a divisão das cidades em cinco grupos, descritos a seguir e refletidos no quadro abaixo, juntamente com o perfil médio de cada uma das classes: 5. Centro Local; 4. Centro de Zona; 3. Centro Sub-regional; 2. Capital Regional; e 1. Metrópole. No modelo, a variável foi tratada conforme o Grupo Hierárquico.

**Quadro 9** – Relação entre os grupos hierárquicos da gestão do território, Hierarquia Urbana de referência e Perfil médio na rede urbana.

Grupo Hierárquico (CGT)	Hierarquia urbana de referência	População	PIB	Centralidade da Gestão do Território
1	1a. Grande Metrópole Nacional	21.510.595	1.105.998.121	6,64
	1b. Metrópole Nacional	8.321.917	366.446.300	6,44
	1c. Metrópole	2.983.469	98.173.393	5,50
2	2a. Capital Regional A	1.091.840	27.030.416	4,98
	2b. Capital Regional B	533.531	18.842.997	4,50
	2c. Capital Regional C	302.202	9.907.776	4,05
3	3a. Centro Sub-regional A	119.230	3.573.401	3,55
	3b. Centro Sub-regional B	70.740	1.888.834	3,11
4	4a. Centro de Zona A	41.555	992.982	2,65
	4b. Centro de Zona B	24.384	386.360	1,84
5	5. Centro Local	12.579	210.824	0,47

**Fonte:** Adaptado de IBGE, 2018.

#### **4.3.4.2. Variável DENSIDADE POPULACIONAL DA CIDADE SEDE DA EMPRESA (DENSEP):**

Calculada pela densidade demográfica (quantidade de habitantes por quilômetro quadrado), conforme Censo 2022: População e Domicílios - Primeiros Resultados (atualizado em 22/12/2023) disponíveis no site do IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística.

Para a extensão dos dados na visão histórica do período analisado, repetiu-se a metodologia de cálculo, considerando a razão entre a estimativa da população residente nos municípios brasileiros com data de referência do ano em questão (informação disponibilizada pelo IBGE) e a área dos respectivos municípios conforme disponibilizado também no referido site. Neste caso assumiu-se como premissa os mesmos municípios nos quais há menção à presença de lojas para cada integrante da amostra.

A área considerada foi a registrada em 2024. Embora haja menção na Malha Municipal Digital e Áreas Territoriais de 2023 (IBGE), de alterações nas dimensões de alguns municípios como Curitiba, Lajeado e Porto Alegre, o próprio órgão destaca que tais variações não são expressivas e por isso, depreendeu-se o não impacto no indicador calculado.

Resta observar que as informações da população estimada não estão disponíveis para os anos 2022 e 2023. Por esse motivo, para 2022 foi considerada a população informada em 2021 e, para 2023, o dado original no site do IBGE.

#### **4.3.4.3. Variável NÍVEL DE DESENVOLVIMENTO ECONÔMICO DA CIDADE (DESCIT):**

Para a medição do nível de desenvolvimento econômico da cidade, considerou-se a apuração resultante do Índice FIRJAN de Desenvolvimento Municipal – IFDM. Este indicador, criado em 2008 pela Federação das Indústrias do Estado do Rio de Janeiro, utiliza as estatísticas dos Ministérios do Trabalho, Educação e da Saúde, para monitorar anualmente o desenvolvimento socioeconômico a partir da análise dos municípios considerando as seguintes componentes do desenvolvimento humano: emprego, renda, educação e saúde (LOPES; DO ROSÁRIO, 2022; SILVA; BRITO; VIEIRA, 2019; BARBOSA, 2017; FIRJAN, 2018).

O índice apresenta defasagem de dois anos devido a disponibilidade dos dados por parte dos órgãos governamentais base. Quanto a metodologia adotada, ele varia de 0 a 1, sendo que, quanto mais próximo de 1, maior o desenvolvimento do município (FIRJAN,

2018). Para este trabalho, consideramos os resultados das cidades sede de cada uma das empresas da amostra, divulgados na edição 2025, tendo como ano-base 2023. Os valores foram consultados no site da própria FIRJAN.

Sobre a composição histórica desta variável, foram coletados os dados conforme informações do ano-base disponível. As informações na base de dados são de 2015 a 2023, conforme o período abrangido na pesquisa.

#### **4.3.4.4. Variável NÍVEL DE DENSIDADE DE LOJAS NA REGIÃO (DESNL):**

Esta variável foi calculada a partir da razão entre a quantidade de lojas das empresas da amostra e a soma da população das respectivas cidades nas quais estas lojas estavam sediadas. Os dados relativos à população de cada um dos municípios foram consultados nas tabelas de estimativas da população residente nos municípios brasileiros disponíveis no site do IBGE. Estas tabelas são divulgadas considerando a estimativa em 1 de julho do respectivo ano e, para compor a base de dados, considerou-se o ano imediatamente inferior àquele para o qual consta o último registro de quantidade de lojas na base de dados do trabalho.

Sobre a disponibilidade de dados no intervalo de tempo contemplado no trabalho, considerou-se a variação da quantidade de lojas conforme dados disponíveis na base de dados, de forma que este dado compôs o cálculo do indicador para cada um dos anos. Todavia, não há a informação da quantidade anual de lojas nos respectivos municípios e, por esse motivo, mesmo com a variação a cada ano, o número sempre foi relativizado pela soma da população dos municípios identificados na busca manual / atual.

Duas das redes que compõem a amostra e que tiveram suas operações encerradas no Brasil, porém sem divulgação em site institucional ou informação disponível das cidades nas quais operavam, não tiveram a variável DENSL populada, pois, em que pese a disponibilidade do dado sobre a quantidade de lojas, não foram localizadas informações sobre as cidades sede das operações.

#### **4.3.5. Modelo econométrico**

Estima-se para a verificação das hipóteses propostas e para a avaliação da significância e poder preditivo das variáveis pesquisadas, a aplicação do modelo econométrico, cuja representação seja:

$$\begin{aligned}
JM_{it} = & \beta_0 + \beta_1 MIC_{it} + \beta_2 PEQ_{it} + \beta_3 MED_{it} + \beta_4 GDE_{it} + \beta_5 M2_{it} + \beta_6 NLOJAS_{it} \\
& + \beta_7 FATM2_{it} + \beta_8 FATCHECK_{it} + \beta_9 FATFUNC_{it} + \beta_{10} M2CHECK_{it} \\
& + \beta_{11} FUNCM2_{it} + \beta_{12} FUNCNLOJAS_{it} + \beta_{13} FUNCHECK_{it} \\
& + \beta_{14} VARFAT_{it} + \beta_{15} VARM2_{it} + \beta_{16} VARNFUNC_{it} + \beta_{17} VARCHHECK_{it} \\
& + \beta_{18} CENTR_{it} + \beta_{19} REDE_{it} + \beta_{20} CAPI_{it} + \beta_{21} DENSL_{it} + \beta_{22} DESNP_{it} \\
& + \beta_{23} PORTEC_{it} + \beta_{24} DESCIT_{it} + \beta_{25} UF_{it} + v_{it}
\end{aligned}$$

O significado das variáveis é conforme descrito acima e  $i$  e  $t$  são notações para designar empresas, estados e anos, respectivamente;  $\beta_n$  refere-se aos respectivos coeficientes das variáveis para empresa e ano. O termo de erro é dado por  $v$ , o qual engloba o comportamento dos efeitos individuais e o comportamento dos termos de erro idiossincrático. O score construído nesta pesquisa foi denominado JM score.

#### 4.4. Resultados

Nesta seção os resultados do trabalho serão apresentados e discutidos, permeando a estatística descritiva da base trabalhada e, na sequência, a análise dos resultados da análise discriminante e da rede neural artificial.

Na construção desta seção considerou-se como base para a rede neural os valores resultantes do score calculado para empresas do varejo alimentar brasileiro e suas respectivas faixas de demarcação. Por sua vez, para a validação dos resultados e determinação do ponto de corte, manteve-se a consulta ao Banco de Falências e Recuperações Judiciais do Tribunal Superior do Trabalho coletando a real informação sobre o estado falimentar das empresas da amostra.

##### 4.4.1. Estatística Descritiva

A disposição dos dados trabalhados na pesquisa está registrada na Tabela 19, apresentada a seguir. Com relação ao Score, as empresas da amostra apresentam nota média de 3,31, superior ao ponto de corte (2,85), indicando haver, apesar de empresas com o mínimo de -3,86, boa qualidade financeira na amostra pesquisada.

Em termos da área de loja, os estabelecimentos variam de 300 a 2,9 milhões de metros quadrados, tendo uma média de 250 mil metros quadrados. Tal variação é percebida em proporção relevante, também na quantidade de lojas de cada elemento da amostra. Variando de 2 a 2.181 lojas, o número médio de unidades é de 121.

Em média as lojas faturam R\$31 mil por metro quadrado de operação instalada, variando de R\$11,5 mil a R\$72 mil para cada unidade de área.

O indicador de faturamento relativizado pela quantidade de check-outs aponta uma média de R\$3,7 MM anuais por cada check-out, o que remete a uma média mensal de, aproximadamente R\$308 mil reais faturados em cada uma destas unidades de venda. O máximo identificado na base foi de R\$9 milhões por ano, o que significa um valor próximo de R\$755 mil por mês em cada *check-out*.

A relativização de vendas por número de funcionários aponta R\$412 mil de média, com extremos de até R\$ 1,6 milhões por cada colaborador.

Entre os indicadores operacionais e a relação deles entre si, destacam-se a presença de um *check-out* a cada 10 funcionários e 132 metros quadrados loja em média. As empresas da amostra têm cerca de 7 funcionários para cada metro quadrado de operação instalada; com lojas com 165 colaboradores em cada.

Quanto às *proxies* de regionalidade, a análise descritiva dos dados da amostra indica que as lojas são estruturadas, em média, a cada 9,6 milhões de habitantes presentes nas regiões abrangidas, oscilando entre 470 mil habitantes por cidade até 53 milhões. As cidades sede das empresas analisadas na amostra têm, em média 3,3 mil habitantes por quilômetro quadrado (para fins de comparação, a cidade de São Paulo – SP tem 8,1 mil habitantes por quilômetro quadrado – o máximo observado na amostra – e a cidade de Salvador – BA, tem 3,4 mil habitantes nesta unidade de área). A cidade com menos habitantes por área registrou 55,6 habitantes por quilômetro quadrado. Por fim, o índice IFDM, que indica o desenvolvimento dos municípios, registrou valor médio de 0,7377, com extremos de 0,5067 e 0,8855 nas cidades contempladas na amostra.

**Tabela 19:** Estatística descritiva das variáveis operacionais e de regionalidade

Variável	Observações	Média	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo
----------	-------------	-------	---------------	--------	--------

SCORE	123	3,3109	1,9264	-3,8668	6,7400
M2	225	250.487,10	492.562,40	300	2.904.000,00
NLOJAS	227	121,05	262,40	2	2.181,00
FATM2	224	30.911,21	11.532,93	0	71.982,00
FATCHECK	208	3.703.721,00	1.321.655,00	0	9.059.622,00
FATFUNC	226	412.317,50	180.118,30	0	1.564.811,00
M2CHECK	208	132,02	61,60	0	586,67
FUNCM2	223	7,06	4,01	0	22,00
FUNCNLOJAS	227	165,83	98,06	0	644,58
FUNCHECK	208	10,01	2,70	0	21,00
DENSL	223	9,76	10,25	0,47	52,87
DENSP	315	3.353,99	2.972,21	55,66	8.149,06
DESCIT	315	0,7377	0,7570	0,5067	0,8855
FAIXA	123	0,75	0,44	0	1,00

Fonte: Elaborado pelo autor.

A Tabela 20, apresentada abaixo, sumariza as informações descritivas das variáveis MIC, PEQ, MED, GDE, CENTR, REDE, CAPI, VARFAT, VARM2, VARFUNC e VARCHECK que, embora compusessem o arcabouço de análise do modelo projetado, não entraram efetivamente na sua composição, face a problemas econométricos em sua composição e nas ponderações estatísticas da equação. Todavia, considerando o propósito de analisá-las, bem como a coleta realizada para elas, apresenta-se a seguir o conteúdo obtido.

**Tabela 20:** Estatística descritiva das variáveis operacionais e de regionalidade – Variáveis não contempladas no modelo de previsão de falência.

Variável	Média	Mínimo	Máximo	Quantidade
MIC	0,00	0,00	0,00	0
PEQ	0,00	0,00	0,00	0
MED	0,06	0,00	1,00	15
GDE	0,93	0,00	1,00	213
CENTR	0,71	0,00	1,00	25
REDE	0,88	0,00	1,00	31
CAPI	0,49	0,00	1,00	17
Variável	Média	Mínimo	Máximo	Observações
VARFAT	0,02	-1,00	0,47	201
VARM2	0,01	-1,00	7,98	200
VARNFUNC	-0,03	-1,00	0,65	201
VARCHECK	-0,16	-1,00	0,82	184

Fonte: Elaborado pelo autor.

Conforme registrado na parte superior da tabela, localizaram-se na amostra 15 observações relacionadas a empresas de porte médio e 213 relacionadas a empresas grandes,

quando aplicado o conceito do BNDES a partir do faturamento anual. 25 empresas têm ao menos uma de suas unidades localizadas no Centro das cidades onde se situam; 31 empresas pertencem a redes, assim apresentadas e estruturadas no mercado e 17 das sedes são em capitais.

Sobre as oscilações na estrutura e operação das lojas do varejo, enquanto o faturamento cresceu em média 2% em relação ao ano anterior, tendo um máximo de 47%; a área de lojas não apresenta variações médias tão relevantes – 1% – mesmo tendo no grupo um crescimento registrado em monta expressiva, de 7,98 vezes. A quantidade de funcionários e a disposição de *check-outs* por loja foram variáveis que apresentaram involução na comparação anual, onde reduziram, respectivamente, 3% e 16%. Também há, nestas duas variáveis, extremos consideráveis, registrando crescimentos de 65% em quantidade de colaboradores e de 82% no número de *check-outs*.

A Tabela 21, apresentada a seguir, dispõe sobre a classificação das cidades sede das empresas da amostra, conforme o seu grupo hierárquico a partir da REGIC (IBGE, 2018).

Como resultado, a maior parte das cidades da amostra (21), classifica-se como Metrópole, seguida por 10 cidades classificadas no nível de capital; 3 Centros Sub-regionais e 1 Centro local. Na amostra não houve incidência de empresas cuja classificação se denomina Centro de Zona. Face às mesmas questões econométricas encontradas para as variáveis acima, a variável PORTEC também foi suprimida do modelo de previsão de falência na análise discriminante linear.

**Tabela 21:** Classificação das cidades conforme a REGIC (IBGE, 2018).

<b>Grupo Hierárquico (CGT)</b>	<b>Observações</b>
(1) Metrópole	21
(2) Capital	10
(3) Centro Sub-regional	3
(4) Centro de Zona	0
(5) Centro Local	1

**Fonte:** Elaborado pelo autor.

#### 4.4.2. Análise Discriminante Linear

Como passo exploratório inicial para avaliar a relação individual de cada variável com o risco de falência, foi conduzida uma regressão linear (Tabela 22). Esta análise serviu para uma avaliação preliminar da direção e significância dos preditores. Contudo, dado que o objetivo principal do estudo é a classificação ótima dos grupos, a construção do modelo final



foi realizada por meio da Análise Discriminante Linear, cujos resultados são apresentados a seguir.

**Tabela 22:** Regressão Linear.

<b>Variável</b>	<b>Coefficiente</b>	<b>Desvio Padrão</b>	<b>t</b>	<b>P&gt;t</b>	<b>[Inteval. Confiança 95%]</b>	
NLOJAS D1.	0,0336	0,0243	1,3800	0,1880	-0,0185	0,0857
FATM2 D1.	0,0001	0,0000	3,1700	0,0070	0,0000	0,0002
FATCHECK D1.	0,0000	0,0000	0,5500	0,5890	0,0000	0,0000
M2CHECK D1.	0,0144	0,0423	0,3400	0,7390	-0,0764	0,1051
FUNCM2 D1.	-0,0188	0,0397	-0,4700	0,6430	-0,1040	0,0664
FUNCNLOJAS D1.	-0,0070	0,0165	-0,4200	0,6780	-0,0425	0,0285
FUNCHECK D1.	-0,0344	0,1364	-0,2500	0,8040	-0,3269	0,2580
DENSL D1.	-0,3961	0,0744	-5,3300	0,0000	-0,5556	-0,2366
DENSP D1.	-0,0068	0,0025	-2,7500	0,0160	-0,0122	-0,0015
FAIXA D1.	2,4528	1,1735	2,0900	0,0550	-0,0640	4,9696

**Fonte:** Elaborado pelo autor.

Foi realizado um diagnóstico de multicolinearidade através do Fator de Inflação de Variância (VIF). Variáveis com VIF superior a 10 foram sistematicamente analisadas e removidas para garantir a estabilidade e confiabilidade dos coeficientes do modelo discriminante final. Um dos ajustes necessários no modelo foi a retirada da variável M2 (área total das lojas). Tanto esta variável quanto NLOJAS (número de lojas) medem dimensões relacionadas ao porte da empresa, porém NLOJAS foi mantida por representar melhor a capilaridade e a presença de mercado da rede varejista, um fator estratégico chave.

Conforme evidenciado (Tabela 23), o modelo apresentou uma taxa de erro de 15,26%, com antecedência de um ano. Embora seja maior do que a obtida nos modelos base e naquela auferida pelo primeiro modelo gerado neste trabalho, cabe considerar a vantagem construtiva do mesmo e a aplicabilidade dele em virtude da não dependência de dados econômico-financeiros para a sua estimação.

**Tabela 23:** Matriz de assertividade na classificação das observações a partir do modelo de previsão de falência com base em variáveis operacionais e regionalidade.

Faixa Verdadeira	Classificação do Modelo		
	0	1	Total
0	11 78,57%	3 21,43%	14 100,00%
1	6 9,09%	60 90,91%	66 100,00%
Total	17 21,25%	63 78,75%	80 100,00%
Taxa de Erro	21,43%	9,09%	15,26%

Fonte: Elaborado pelo autor.

Buscando a replicação do modelo, foram considerados os coeficientes canônicos padronizados para a amostra total (Tabela 24), os quais levam em conta a variância total da amostra, e são mais robustos e úteis para generalização dos resultados para a população.

**Tabela 24:** Coeficientes canônicos

Variável	Coefficiente
NLOJAS	0,387175
FATM2	-0,858522
FATCHECK	0,77746
M2CHECK	-0,240411
FUNCM2	-0,136901
FUNCNLOJAS	0,860242
FUNCHECK	0,085646
DENSL	-0,096553
DENSP	-0,157613

Fonte: Elaborado pelo autor.

Como resultado, o modelo a partir das variáveis operacionais e de regionalidade construído para fins de avaliar o risco de falência entre as empresas de pequeno e médio porte do setor de varejo alimentar no Brasil é:

$$\text{JM} = 0,38 \text{ NLOJAS} - 0,86 \text{ FATM2} + 0,78 \text{ FATCHECK} - 0,24 \text{ M2CHECK} - 0,14 \text{ FUNCM2} + 0,86 \text{ FUNCNLOJAS} + 0,09 \text{ FUNCHECK} - 0,10 \text{ DENSL} - 0,16 \text{ DENSP}$$

Considerando que o tamanho do coeficiente em valor absoluto indica a importância relativa da variável na função de discriminação, nota-se que FUNCNLOJAS (0,860) e FATM2 (-0,858) têm os maiores pesos absolutos. Isso significa que, no modelo, a eficiência de mão de obra por loja e a produtividade por metro quadrado são os fatores que mais fortemente separam as empresas saudáveis das empresas em dificuldade.

As variáveis M2 e NLOJAS, cuja mensuração e análise direcionam a uma perspectiva de tamanho da empresa analisada, tiveram resultados diferentes do que se esperava a partir da literatura e dos estudos base.

Enquanto o sinal esperado de NLOJAS se confirmou, em linha com a teoria baseada em recursos, que sinaliza o alinhamento entre taxas de sucesso e o tamanho das empresas (THORNHILL; AMIT, 2003), assim como os benefícios da economia de escala e o acesso a maior gama de recursos e preços (ADAMS; BURTON; HARDWICK, 2003), além da maior capacidade de atrair clientes (PARENTE; KATO, 2001), a *proxy* M2 apresentou sinal negativo, divergindo do mesmo racional. O comportamento desta variável, apresentada de forma explícita por Ederington (1985) como forma de medição do tamanho da empresa, pode estar associado às questões de eficiência (STANDARD & POOR'S, 2011b) e de composição de mix e sustentação de imagem (PICK; DIESEL; SELLITTO, 2011).

A partir destes resultados, pode-se então confirmar a hipótese  $H_{1A}$  a partir da qual formulou-se que a relação Faturamento/Área da Loja está negativamente relacionada à probabilidade de inadimplência.

A partir do sinal obtido para a variável FATM2, contraria o esperado a partir da teoria. Com relação às hipóteses da pesquisa, não se pode confirmar  $H_3$ : A relação Faturamento/Área da loja está negativamente relacionada à probabilidade de inadimplência. A hipótese  $H_{1B}$ , que diz que a relação Faturamento/Checkouts está negativamente relacionada à probabilidade de inadimplência também não se confirma.

Sobre a mensuração a partir da quantidade de funcionários, as duas hipóteses que relativizam essa métrica, respectivamente, pela área das lojas ( $H_{2A}$ ) e pela quantidade de *checkouts* ( $H_{2B}$ ), puderam ser confirmadas.

Tais variáveis, apresentando resultado conforme sinal esperado, confirmam a importância do nível de serviços presente no varejo, composto por atendimento, fornecimento, promoção de vendas e reposição e reforçam a necessidade de dedicar atenção nas etapas de contratação e capacitação para os funcionários neste segmento (PRADO; MARCHETTI, 1997).

Por fim, quanto às variáveis empregadas com fins de análise sobre aspectos de *regionalidade face* à sua contribuição para o poder explicativo dos modelos (MAIER; YURTOGLU, 2022), a análise se pautou sob a perspectiva da área de influência, determinada, entre outros fatores, pela densidade populacional, localização e tamanho da loja e concorrência (TAYMAN; POL, 1995).

Os resultados negativos obtidos para as variáveis DENSL e DENSP, se alinham aos preceitos teóricos, indicando que quanto maior densidade de lojas ou populacional, maior a probabilidade de falência da loja de varejo, visto a maior presença concorrentes; maior dificuldade de acesso e, conseqüentemente, maior restrição da extensão e da área de influência de cada loja (PARENTE, KATO, 2001).

#### **4.4.3. Matriz de Correlação**

A análise de correlação entre as variáveis está detalhada na Tabela 25, cuja significância está destacada ao nível de 10%.

**Tabela 25:** Matriz de correlação das variáveis do modelo de previsão de falência com variáveis operacionais e de regionalidade.

	<b>Z</b>	<b>NLOJAS</b>	<b>FATM2</b>	<b>FATCHECK</b>	<b>M2CHECK</b>	<b>FUNCM2</b>	<b>FUNCNLOJAS</b>	<b>FUNCHECK</b>	<b>DENSL</b>	<b>DENSP</b>	<b>FAIXA</b>
<b>Z</b>	1,000										
<b>NLOJAS</b>	-0,371*	1,000									
<b>FATM2</b>	0,204*	0,035	1,000								
<b>FATCHECK</b>	-0,027	0,033	0,683*	1,000							
<b>M2CHECK</b>	-0,174	0,124*	-0,421*	0,096	1,000						
<b>FUNCM2</b>	0,248*	-0,177*	0,475*	0,247*	-0,317*	1,000					
<b>FUNCNLOJAS</b>	-0,058	-0,216*	0,194*	0,284*	0,025	0,203*	1,000				
<b>FUNCHECK</b>	0,196*	-0,232*	0,412*	0,368*	0,018	0,405*	0,549*	1,000			
<b>DENSL</b>	-0,062	0,188*	-0,163*	-0,203*	-0,103	-0,134*	-0,350*	-0,303*	1,000		
<b>DENSP</b>	-0,222*	0,475*	-0,046	0,001	0,061	-0,150*	-0,064	-0,097	-0,296*	1,000	
<b>FAIXA</b>	0,776*	-0,275*	0,234*	-0,129	-0,194*	0,247*	-0,156	0,032	0,037	-0,069	1,000

**Fonte:** Elaborado pelo autor. **Nota:** Correlação significativa ao nível de 10% (\*).

#### 4.4.4. Rede Neural

A construção do modelo de previsão de falência, atendendo o objetivo proposto no trabalho, também foi construído a partir do processamento estatístico via Redes Neurais, com utilização do software SPSS®.

Os dados foram divididos nas proporções de 7:3 entre treinamento e teste (vide Tabela 26). Foram 27 nós na camada de entrada, o modelo demandou dois nós na camada oculta (uma camada) e na camada de saída há dois nós, equivalentes às duas faixas possíveis de classificação do score calculado para empresas do varejo alimentar brasileiro. A função de ativação da camada de saída foi a softmax e a função de excitação para camadas ocultas foi a tangente hiperbólica.

Abaixo as Tabelas e Figuras que sumarizam o resultado do processamento, quando a medição é feita um ano antes da falência:

**Tabela 26:** Distribuição entre treinamento e testes no processamento

		<b>N</b>	<b>Porcentagem</b>
Amostra	Treinamento	44	71,0%
	Testes	18	29,0%
Válido		62	100,0%
Excluídos		329	
<b>Total</b>		<b>391</b>	

**Fonte:** Elaborado pelo autor.

A separação entre treinamento e testes, valeu-se novamente de validação cruzada a partir de uma variável específica para o particionamento: períodos anteriores (2015 a 2020) foram selecionados como treinamento e as observações dos anos de 2021 e 2020 ficaram reservadas para teste.

Os resultados do processamento (conforme Tabela 27) foram de 94,4% de assertividade na predição, considerado significativo, sobretudo quando comparado ao modelo tradicional de Altman Z-score (86,54%) e pelo fato de, nesta ocasião, não haver necessidade da coleta de variáveis econômico-financeiras estruturadas para a avaliação.

**Tabela 27:** Assertividade da predição do modelo

		Previsto		
Amostra	Observado	0	1	Porcentagem correta
Treinamento	0	5	2	71,4%
	1	0	37	100,0%
	Porcentagem global	11,4%	88,6%	95,5%
Testes	0	4	0	100,00%
	1	1	13	92,9%
	Porcentagem global	27,8%	72,2%	94,4%
Porcentagem Previsões Incorretas				5,6%

Fonte: Elaborado pelo autor.

Abaixo, a Tabela 28 e a Figura 5, apresentam a composição final do modelo, a partir da sinalização da importância relativa de cada variável na composição. Em que pese a limitação das redes neurais quanto à possibilidade de se indicar os coeficientes lineares diretos que estructurem uma equação representando a composição do modelo de avaliação, a partir da importância das variáveis é possível avaliar a aprendizagem do modelo e as métricas às quais foram dadas maior relevância.

**Tabela 28:** Importância e importância normalizada das variáveis no modelo de previsão de falência a partir de variáveis operacionais e regionais.

Variável	Importância	Importância normalizada
NLOJAS	0,187	100,0%
M2	0,111	59,2%
VARCHECK	0,081	43,6%
VARFAT	0,076	40,7%
FATCHECK	0,064	34,4%
M2CHECK	0,056	30,1%
DENSP	0,049	26,1%
FATM2	0,047	25,2%
FUNCM2	0,039	21,1%
FUNCCHECK	0,038	20,1%
FATFUNC	0,036	19,0%
GDE	0,033	17,8%
FUNCNLOJAS	0,027	14,5%
CENTR	0,026	13,9%
PORTEC_CGT	0,024	13,0%
DESCIT	0,022	11,7%
DENSL	0,019	10,3%
VARM2	0,019	10,3%
VARNFUNC	0,017	9,3%
CAPI	0,017	9,2%
MED	0,011	5,7%

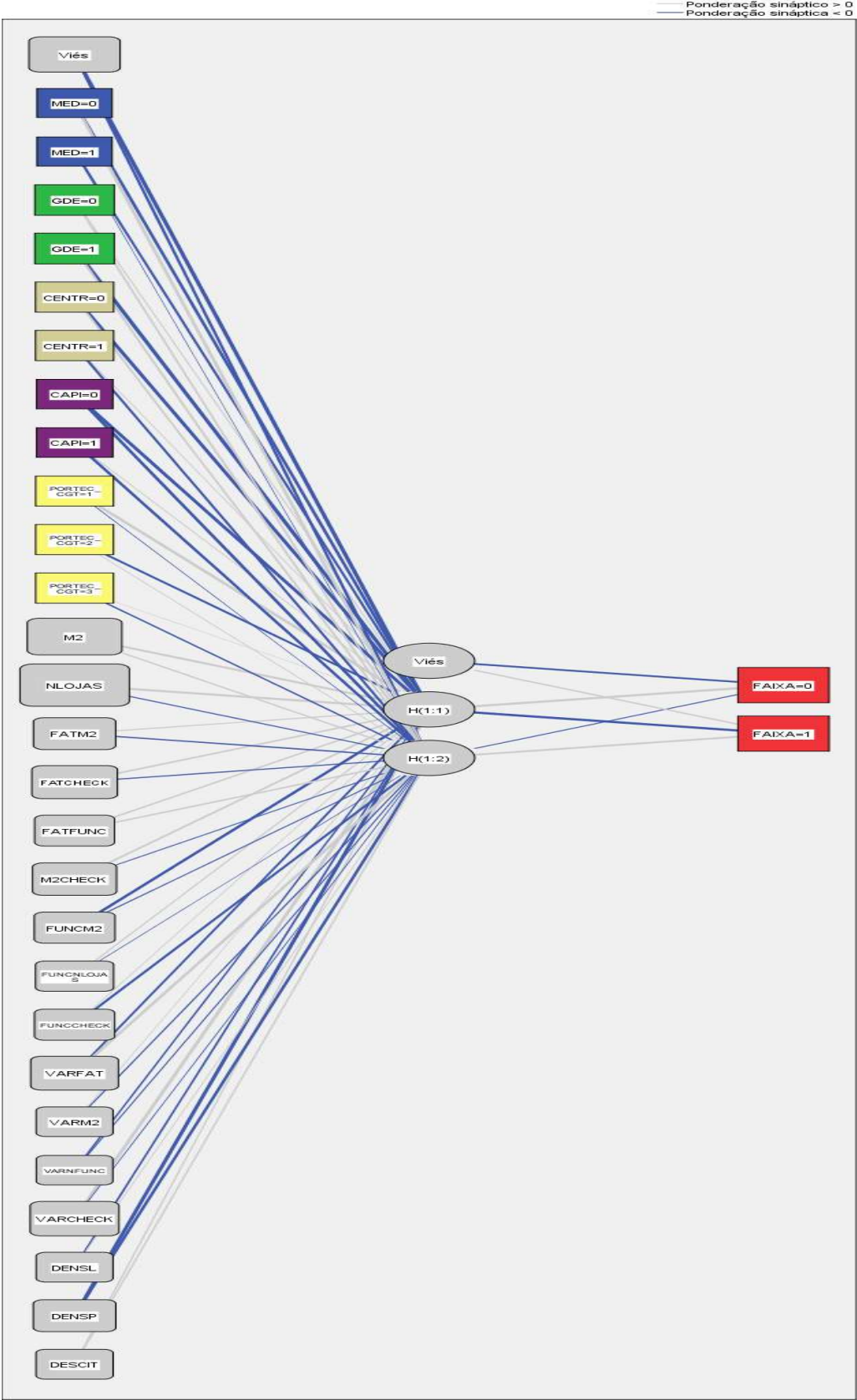
Fonte: Elaborado pelo autor.

Estes resultados sinalizam a relevância do tamanho das redes (M2, NLOJAS). Esse destaque se alinha à teoria, sobretudo quando destacadas as vantagens que redes e lojas maiores, alcançam em relação a eficiência operacional e administrativa; vantagens de compras; oferta de serviços, concentração de fluxo de clientes nas lojas etc.

As métricas relacionadas a crescimento (VARCHECK e VARFAT), bem como aquelas relacionadas à oferta de serviços nas lojas (M2CHECK); eficiência (FATCHECK) também têm importância destacada no modelo, ao passo que as marcações sobre a densidade de lojas na região, localização da sede no centro da cidade ou se o supermercado pertence ou não a uma rede obtiveram ponderação menos representativa no modelo.



**Figura 5:** Representação visual da configuração da Rede Neural.



Função de ativação de camada oculta: Tangente hiperbólica  
Função de ativação de camada de saída: Softmax

**Fonte:** Elaborado pelo autor.

#### 4.4.4.1. Validação do modelo e definição do ponto de corte

A partir da aplicação da curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*), das análises com os indicadores de Sensibilidade e Especificidade, da construção de tabelas de contingência e de validações estatísticas dos resultados obtidos foram feitas as validações do modelo gerado a partir da rede neural.

A consulta ao Banco de Falências e Recuperações Judiciais do Tribunal Superior do Trabalho foi mantida como marcação real sobre o estado falimentar das empresas da amostra. E, na validação, verificou-se a necessidade da retirada de algumas variáveis do modelo, como forma de garantir a sua assertividade em níveis satisfatórios. Após as validações aplicadas, foram mantidas as variáveis de regionalidade – PorteCGT; CENTR; REDE e CAPI – e aquelas cuja importância relativa no modelo superasse 25%: M2; NLOJAS; VARFAT; VARCHHECK; FATM2; M2CHECK; DENSP e FATCHECK..

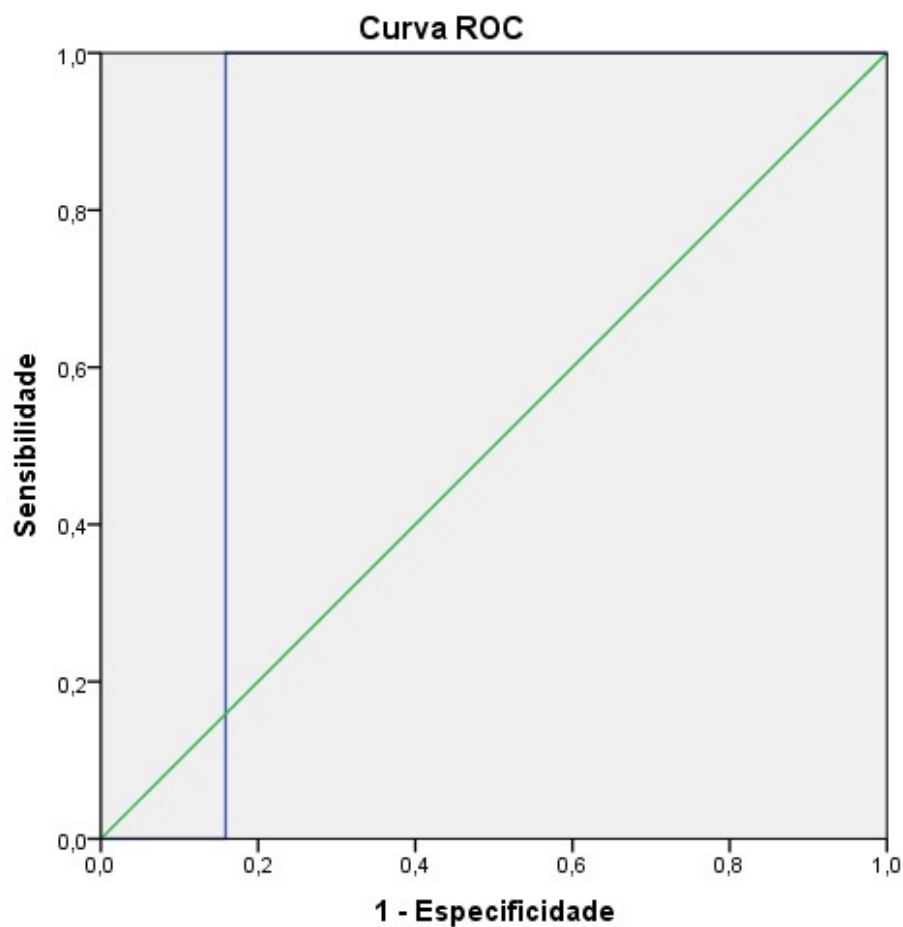
A partir do modelo ótimo (conforme índice de Youden), o ponto de corte do modelo foi definido como 4,59, com uma acurácia de 97,33%.

Reiterando que a nota deste modelo discrimina as empresas a partir de variáveis operacionais e regionais quanto ao seu risco de falência. Empresas cujas notas obtidas a partir da aplicação do modelo sejam menores do que 4,59 têm alto risco de falência, permanecendo a avaliação ade que menor esta nota, maior o risco falimentar.

Esta análise de importância das variáveis oferece uma interpretação robusta dos fatores-chave utilizados pelo modelo. Para investigações futuras ou aplicações práticas que exijam a explicação de uma decisão individual (e.g., porque a empresa X foi classificada como de alto risco), técnicas mais avançadas de XAI, como SHAP ou LIME, poderiam ser empregadas para decompor a previsão de cada observação.

A Curva ROC deste modelo está visualmente representada a seguir na Figura 6 e tem seus resultados indicados na Tabela 29, destacando AUC (área sobre a curva), e limites dentro do intervalo de confiança de 95%.

Figura 6: Curva ROC – Modelo de previsão de falência com indicadores regionais e operacionais do varejo alimentar brasileiro.



Fonte: Elaborado pelo autor.

**Tabela 29:** Valores de AUC e medida de performance global do modelo.

Área sobre a curva	0,841
Limite inferior*	0,751
Limite superior*	0,932

Fonte: Elaborado pelo Autor. Nota: \* Intervalo de confiança de 95%.

#### 4.5. Considerações Finais

O avanço da demanda e das contratações de crédito implica em movimentos na economia, mas abrange também um alcance maior de empresas e, por isso, é necessário que a

avaliação delas se adapte, absorvendo as nuances destes novos públicos sem, com isso, implicar em assunção não planejada de riscos.

Exemplo disso, é a percepção dos bancos quanto às pequenas e médias empresas enquanto um tipo distinto de cliente, com necessidades específicas e para as quais exige-se ferramentas e metodologias de gestão de risco particulares (ALTMAN; SABATO; WILSON, 2008). Como resultado, os modelos de pontuação de crédito em geral passaram a ter, em sua composição, novas variáveis, buscando servir um público desbancarizado e reforçando que o crédito não deve se limitar apenas à análise de variáveis originalmente (GOEL; RASTOGI, 2023).

Dentre o arcabouço dessas variáveis e formas de avaliação do crédito, fatores não financeiros são passíveis de avaliação (GOEL; RASTOGI, 2023), fornecendo perspectivas e extrapolando o nível das demonstrações financeiras (HIMME; FISCHER, 2014). O segmento de atuação no mercado também compõe o rol de dados não financeiros utilizados na previsão de falência, sendo que é o conhecimento do setor que direciona a escolha dos fatores mais adequados (GRUNERT; NORDEN; WEBER, 2005).

Posto o contexto de evolução da análise preditiva falimentar, também pode-se avaliar ao longo da pesquisa a evolução das empresas do segmento de supermercados, no sentido de se reestruturarem em processos administrativos e operacionais com o intuito de se tornarem mais competitivas (PICK; DIESEL; SELLITTO, 2011). E foi neste contexto que este trabalho foi estruturado, tendo como objetivo a estruturação de um modelo de previsão de falência baseado em variáveis operacionais (não financeiras) e regionais, para classificar adequadamente empresas do segmento de varejo alimentar brasileiro quanto à sua previsão de falência.

O trabalho, nesta configuração, buscou apresentar uma forma de análise preditiva que superasse a dificuldade ante à credibilidade dos dados (YOON; KWON 2010) de empresas de porte pequeno e médio, no que diz respeito a informações contábeis e financeiras condizentes com sua realidade. Os resultados confirmaram a relevância de dados não operacionais na avaliação da previsão de falência, com destaque para indicadores de regionalidade que permitam a avaliação da área de influência da amostra avaliada.

Estes resultados, confirmando parte das hipóteses da pesquisa e com grande alinhamento ao embasamento teórico estruturado, trouxeram os diferenciais e descortinaram o ineditismo da proposta de pesquisa, o qual abrange, em primeiro lugar, a base de dados

avaliada (empresas não públicas e cuja estruturação decorre da intersecção em dois estudos setoriais publicados recorrentemente no mercado); em segundo, alcançam as variáveis operacionais específicas do setor (conforme divulgação anual feita pela ABRAS), as quais denotam aspectos de eficiência e gestão e, em terceiro lugar, contemplam também a incorporação da regionalidade compondo aspectos de avaliação no risco da falência empresarial. A incorporação destas variáveis está pautada na avaliação da área de influência das empresas, considerando sua distribuição geográfica; a densidade populacional das regiões atendidas e aspectos de desenvolvimento e localização das cidades nos quais as lojas de supermercado estão localizadas.

Por limitações incorridas ao longo da pesquisa citam-se a busca manual das informações no cruzamento das bases do Estadão e da ABRAS, na qual houve a necessidade de revisão das empresas originalmente relacionadas, face à ausência de dados na base de supermercados. Outra limitação foi com relação à coleta das variáveis de regionalidade. A não estruturação dos dados de localização, sede e do histórico das empresas, requereu uma simplificação na coleta e consideração das mesmas, sem, contudo, comprometer a sua aplicação no modelo. Ainda neste sentido, a base de dados com quantidade relativamente baixa de observações, apresentou problemas econométricos no cômputo destas variáveis na análise discriminante linear, de forma que elas foram parcialmente desconsideradas sem prejuízo na qualidade dos modelos gerados.

Por fim, e considerando que as limitações enfrentadas na pesquisa se deram, em parte, por abranger bases e dados pouco explorados no viés das pesquisas acadêmicas e, conseqüentemente, com baixo nível de estruturação e disponibilidade para coleta, existem oportunidades para futuras pesquisas com temática semelhante. Exemplos destas oportunidades são a considerações de variáveis de ESG e que capturem aspectos relativos à gestão das lojas no âmbito das informações não financeiras; a extensão da análise das variáveis de localização para todas as unidades que componham as redes e não apenas a sede; a aplicação do modelo proposto em outros segmentos ou mesmo para bases supermercadistas nas quais as informações base estejam disponíveis.

## CAPÍTULO 5: CONCLUSÕES

Previsão de falência foi a temática explorada ao longo deste trabalho. Embora não se trate de um assunto novo e tampouco recente, não deixa de ser atual e importante no universo da análise financeira.

A avaliação de crédito é uma ferramenta cuja essencialidade vem se reforçando em paralelo à expansão do crédito e concomitante à diversidade e complexidade do mercado e das empresas demandantes. Seja pela relevância e crescimento do crédito na economia em geral, inclusive no Brasil ou, por exemplo, pelas várias roupagens que a previsão de falência assumiu ao longo do tempo, se adaptando a evoluções computacionais; aberturas de mercado; novos agentes financeiros e maior acesso ao crédito, discutir formas atualizadas e adaptadas de previsão de falência permanece necessário.

As formas de analisar o risco de insolvência se alteraram muito ao longo do tempo, desde que iniciadas pelos estudos seminais de Fitzpatrick (1932), Beaver (1966), Altman (1968), Blum (1974) e Kanitz (1974). A evolução computacional que, a partir dos anos 80, incrementou as ferramentas e seu poder na avaliação financeira de empresas, somada à grande variedade de dados que os diversos comportamentos atuais geram, continua sendo útil e fundamental para o correto dimensionamento do risco de repagamento ao crédito.

A confiabilidade no emprego dos modelos de previsão de falência tem ainda a sua importância justificada e ampliada à medida que a demanda por crédito se consolida nas economias. Não apenas pela presença do crédito financiando projetos, expansões, empregos e economias, mas porque, esta expansão passa a compor o mercado em geral e chega a se tornar um diferencial competitivo para quem de fato o acessa.

Se, por um lado, cresce a demanda pelo crédito, do outro, a eficiência e a segurança na concessão é que diferenciarão os credores, tornando-os também mais competitivos.

A teoria aponta algumas formas de garantir a adequada previsão do risco de insolvência. Os modelos precisam estar atualizados (ALTMAN; SABATO; WILSON, 2008); a sua composição não mais deve ser de uma forma tradicional (GOEL; RASTOGI, 2023), mas deve extrapolar o viés da exclusividade de variáveis econômico-financeiras, contemplando indicadores de outras naturezas, dentre as quais, aspectos qualitativos, setor de atuação, métricas de eficiência e ESG.

Dessa forma, esta pesquisa propôs avaliar a relevância das métricas operacionais e regionais de empresas de pequeno e médio porte do varejo alimentar brasileiro na construção de um modelo de previsão de falência aplicável a elas. Através desta análise, buscou-se identificar variáveis operacionais e regionais relevantes para a análise e classificação de tais empresas e avançar na diferenciação de modelos a partir do segmento de atuação (CIAMPI; GORDINI, 2008).

As contribuições almejadas com a pesquisa foram nos aspectos teórico, prático, social e regional. Para a teoria, buscou-se contribuir com o fato de que um modelo cuja construção reduza a dependência de índices e demonstrativos econômico-financeiro estruturados, pode auxiliar na redução das restrições de acesso a capitais e a consequente descapitalização decorrente da escassez ao acesso de financiamento de médio a longo prazo – Teoria da Restrição Financeira (WHITED, 1992; LAMONT; POLK; SA'A-REQUEJO, 2001; CIAMPI; GORDINI, 2008). No âmbito prático, a contribuição é identificar variáveis operacionais relevantes para indicar o risco de solvência dessas empresas.

A respeito da regionalidade, a contribuição foi incluir essa discussão como variáveis dos modelos preditivos, buscando avançar na análise e na abrangência da relação com os requisitos de falência, superando as limitações decorrentes das particularidades regionais nos preditores falimentares (SITUM, 2014).

O ineditismo proposto neste trabalho é a inovação na forma de se avaliar o risco de falência. O foco no setor de varejo alimentar brasileiro, tendo para isso como objeto de análise empresas não listadas das quais as informações, além de não se restringirem a demonstrativos econômico-financeiros e seus indicadores, não estão totalmente disponíveis ao público. O modo de análise, replicando ao cenário brasileiro um método híbrido trabalhado no mercado chinês. A inclusão da regionalidade como tema de pesquisa e como variável de análise no risco de falência, buscando melhorar a capacidade discriminante dos modelos.

Os resultados encontrados no trabalho ratificam os principais embasamentos teóricos que o fundamentam. No primeiro ensaio empírico, os resultados de um modelo atualizado e construído com dados recentes são melhores do que os de seus predecessores, confirmando a relevância de revisão nos ponderadores de análise e da segmentação para sua aplicação.

No segundo ensaio empírico, os resultados não chegaram ao nível ótimo, pois o percentual de assertividade do modelo não foi melhorado. Contudo, o fato de ele ter sido construído com variáveis operacionais e regionais, não tendo em sua composição qualquer

indicador financeiro, alcança a proposta de inovação da pesquisa; responde aos objetivos apresentados e, principalmente, se torna aplicável superando a ausência de avaliação técnica e do grau de riscos em decorrência da baixa qualidade de informações contábeis. Além disso, os resultados confirmam que as variáveis operacionais e regionais são capazes de prever o risco de solvência dos supermercados brasileiros.

Os benefícios que a existência deste modelo proporciona envolvem o dimensionamento de decisões operacionais na perspectiva de avaliação da empresa, ou seja, os gestores começam a ter ferramentas de medição direta do resultado da sua tomada de decisão diária: contratação de funcionários, expansão da área de vendas; escolha de uma nova cidade para expansão etc. Além disso, têm poder para contribuir no custo de contratação de crédito, dado que as empresas podem ser mais bem avaliadas e ter seu risco dimensionado adequadamente. Cabendo ainda destacar a aplicabilidade desse modelo a credores, investidores e financiadores, aos quais fica disponível uma forma acessível e replicável de avaliação para potenciais demandantes que, sequer apresentem informações financeiras estruturadas.

A alocação de variáveis operacionais no modelo de previsão falimentar torna-se além de oportuna, com grade alcance prático, na medida em que aproxima o universo da gestão diária das lojas de varejo ao universo financeiro de suas implicações. Ampliar a área de vendas, incrementar o nível de serviço gerado na loja, seja com estrutura de check-outs ou com mais funcionários, se afiliar em uma rede ou desdobrar a operação para uma nova cidade com menor densidade populacional passam a gerar implicações não mais apenas na operação da loja, mas passam a refletir na avaliação da saúde da empresa, tornando possível aos gestores, avaliar como a sua atuação e as suas decisões afetam o âmbito financeiro e a percepção que o mercado tem acerca da sua empresa e gestão.

Dentre as limitações enfrentadas no curso da pesquisa, destaca-se a necessidade de ações manuais nas etapas de obtenção de dados; a necessidade de validação também manual dos dados o que, inclusive resultou em uma redução na base pesquisada, quando identificou-se que a indicação original não refletia de fato segmento de varejo alimentar, foco na pesquisa, além de permear fortemente o grupo de variáveis regionais, quando se tratava da característica das cidades e quantidade de lojas, especialmente quando aplicado o recorte temporal. Dentre as características identificadas na base, as empresas avaliadas foram majoritariamente de porte médio e grande, mas não compromete seus resultados, por estar preservada a



possibilidade de avaliação do risco de falência quando não houver dados contábeis disponíveis para tal.

Superadas as limitações e sem comprometimento para os resultados apresentados, a pesquisa tem oportunidade para futuros desdobramentos. A replicação do modelo encontrado para outros segmentos da economia ou com outro tipo de recorte, por exemplo, regional, haja vista que fica dispensada a existência previa de demonstrativos contábeis; a incorporação de variáveis que permitam avaliar o efeito que crises geram nos modelos de predição; a extensão do uso de variáveis não financeiras, abrangendo *proxies* de ESG e; a replicação das variáveis de regionalidade em maior detalhe abrangendo, por exemplo a composição integral e o comportamento ao longo do tempo de toda a rede analisada.

Em suma, a tese foi desenvolvida visando, tanto atualizar um modelo preditivo de avaliação de risco e o fez, aplicando uma rede neural, quanto desenvolver e validar um modelo de avaliação não financeiro inédito. Conforme exposto, cada um trouxe contribuições substanciais nas discussões acerca do tema. A didática proposta no sequenciamento dos capítulos e dos modelos construídos e a própria conclusão do trabalho conectam e dão sentido a estes achados, estabelecendo um roteiro claro e validado com os blocos fundamentais deste novo modelo integrado.

## REFERÊNCIAS

ABDU, E. Financial distress situation of financial sectors in Ethiopia: A review paper. **Cogent Economics & Finance**, [s.l.], v. 10, n. 1, p. 1996020, fev 2022.

ABIDALI, A. F.; HARRIS, F. A methodology for predicting company failure in the construction industry, **Construction Management and Economics**, [s.l.], v. 13, p. 189-196, 1995.

ADAMS, M.; BURTON, B.; HARDWICK, P. The determinants of credit ratings in the United Kingdom insurance industry. **Journal of Business Finance & Accounting**, [s.l.], v. 30, n. 3-4, p. 539-572, abr 2003.

AGARWAL, S.; ALOK, S.; GHOSH, P.; GUPTA, S. Financial inclusion and alternate credit scoring for the millennials: role of big data and machine learning in Fintech. Business School, National University of Singapore. **Working Paper**, [s.l.], v. 3507827, 2020.

ALALI, M. Predicting financial distress for mobile telecommunication companies listed in Kuwait Stock Exchange using Altman's model. **Journal of Economics, Finance and Accounting**, [s.l.], v. 5, n. 3, p. 242-248, 2018.

ALMAMY, J.; ASTON, J.; NGWA, L. N. An evaluation of Altman's Z-score using cash flow ratio to predict corporate failure amid the recent financial crisis: evidence from the UK. **Journal of Corporate Finance**, [s.l.], v. 36, p. 278-285, fev 2016.

ALMANSOUR, B. Y. Empirical model for predicting financial failure. **American Journal of Economics, Finance and Management**, [s.l.], v. 1, n. 3, p. 113-124, jun 2015.

ALMEIDA, B. J. M. de; CARVALHO, P. M. T.; ALMEIDA, J. J. M. de. Uma aplicação do Z-Score. **Revista Ciências Administrativas, Fortaleza**, Fortaleza, v. 22, n. 1, p. 11-41, jan - jun 2016.

AL-MOMANI, S. N.; AL-SHBOUL, M. Non-financial indicators and corporate annual reports. **American Academic & Scholarly Research Journal**, [s.l.], v. 5, n. 4, p. 34-41, mai 2013.

ALTMAN, E. I. A fifty-year retrospective on credit risk models, the Altman Z-Score family of models and their applications to financial markets and managerial strategies. **Journal of Credit Risk**, [s.l.], v. 14, n. 4, p. 1-34, 2018.

ALTMAN, E. I. Corporate bankruptcy potential, stockholder returns and share valuation. **The Journal of Finance**, [s.l.], v. 24, n. 5, p. 887-900, dez 1969.

ALTMAN, E. I. **Corporate Financial Distress and Bankruptcy**, 2. ed. Nova York: Wiley, 1993.

ALTMAN, E. I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. **The journal of finance**, [s.l.], v. 23, n. 4, p. 589-609, set 1968.

ALTMAN, E. I. **Predicting financial distress of companies: revisiting the Z-score and ZETA® models.** 2000. Disponível em: <https://doi.org/10.4337/9780857936080.00027> Acesso em: 23 mai 2024.

ALTMAN, E. I. Revisiting Credit Scoring Models in a Basel 2 Environment. *In: Credit Rating: Methodologies, Rationale and Default Risk.* Londres: London Risk Books, 2002.

ALTMAN, E. I.; BAIDYA, T. K. N.; DIAS, L. M. R. Previsão de problemas financeiros em empresas. **Revista de Administração de Empresas – ERA**, Rio de Janeiro, v. 19, n. 1, p. 17-28, mar 1979.

ALTMAN, E. I.; HALDEMAN, R. G.; NARAYANAN, P. ZETA analysis: a new model to identify bankruptcy risk of corporations. **Journal of Banking and Finance**, [s.l.], v. 1, p. 29-54, jun 1977.

ALTMAN, E. I.; HOTCHKISS, E. **Corporate financial distress and bankruptcy.** 3. ed. Nova York: John Wiley and Sons Inc, 2006.

ALTMAN, E. I.; IWANICZ-DROZDOWSKA, M.; LAITINEN, E. K.; SUVAS, A. Financial distress prediction in an international context: A review and empirical analysis of Altman's Z-Score Model. **Journal of International Financial Management and Accounting**, [s.l.], v. 28, n. 2, p. 131-171, jun 2017.

ALTMAN, E. I.; LEVALLEE, M. L. Business failure classification in Canada. **Journal of Business Administration**, [s.l.], v. 12, n. 1, p. 147-164, 1981.

ALTMAN, E. I.; NARAYANAN, P. Business Failure Classification Models: An International Survey. *In: CHOI, F. (ed.). International Accounting.* 2. ed. Nova York: Wiley, 1997.

ALTMAN, E. I.; SABATO, G. Effects of the New Basel Capital Accord on bank capital requirements for SMEs. **Journal of Financial Research**, [s.l.], v. 28, n. 1-3, p. 15-42, nov 2005.

ALTMAN, E. I.; SABATO, G. Modelling credit risk for SMEs: Evidence from the U.S. market. **Abacus**, [s.l.], v. 43, n. 3, p. 332-357, set 2007.

ALTMAN, E. I.; SABATO, G.; WILSON, N. The Value of Non-Financial Information in SME Risk Management. **Journal of Financial Services Research**, [s.l.], v. 40, n. 2, p. 15-55, 2008.

ALTMAN, E. I.; SAUNDERS, A. Credit risk measurement: Developments over the last 20 years. **Journal of Banking & Finance**, Nova York, v. 21, p. 1721-1742, 1998.

AMADO, A. M. A Questão regional e o Sistema Financeiro no Brasil: Uma interpretação Pós-Keynesiana. **Estudos Econômicos**, [s.l.], v. 27, n. 2, p. 417-440, set 1997.

AMADO, A. M. Moeda, financiamento, sistema financeiro e trajetórias de desenvolvimento regional desigual: a perspectiva pós-keynesiana. **Revista de Economia Política**, São Paulo, v. 18, n. 1, p. 76-89, jan – mar 1998.

AMAN H.; NGUYEN, P. Does good governance matter to debtholders? Evidence from the credit ratings of Japanese firms. **Research in International Business and Finance**, [s.l.], v. 29, p. 14-34, ago 2013.

ANANDARAJAN, M.; LEE, P.; ANANDARAJAN, A. Bankruptcy prediction of financially stressed firms: An examination of the predictive accuracy of artificial neural networks. **Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management**, [s.l.], v. 10, n. 2, p. 69-81, ago 2001.

ANDRADE, J. P.; LUCENA, W. G. L. Análise de desempenho dos modelos de previsão de insolvência e a implementação das Normas Internacionais de Contabilidade. **Revistas Ciências Administrativas**, Fortaleza, v. 24, n. 2, p. 1-14, jun 2018.

ANDREANO, M. S.; BENEDETTI, R.; MAZZITELLI, A.; PIERSIMONI, F. Spatial autocorrelation and clusters in modelling corporate bankruptcy of manufacturing firms. **Econ. Política Ind.**, [s.l.], v. 45, p. 475-491, jun 2018.

ANGELINI, E.; TOLLO, G.; ROLI, A. A Neural Network Approach for Credit Risk Evaluation. **The Quarterly Review of Economics and Finance**, [s.l.], v. 48, n. 4, p. 733-755, nov 2008.

ANTILL, S. Do the right firms survive bankruptcy? **Journal of Financial Economics**, [s.l.], v. 144, n. 2, p. 523-546, mai 2022.

APAN, M.; ÖZTEL, A.; İSLAMOĞLU, M. Comparative empirical analysis of financial failures of enterprises with Altman Z-Score and VIKOR methods: BIST food sector application. **Australasian Accounting, Business and Finance Journal**, [s.l.], v. 12, n. 1, p. 77-101, 2018.

APPIAH, K. O. Predicting corporate failure and global financial crisis: Theory and implications. **Journal of Modern Accounting and Auditing**, [s.l.], v. 7, n. 1, p. 38-47, jan 2011.

ARASTI, Z. An empirical study on the causes of business failure in Iranian context. **African Journal of Business Management**, [s.l.], v. 5, n. 17, p. 7488-7498, set 2011.

ARORA, T. S. Impact of corporate governance on credit ratings: an empirical study in the Indian context. **Indian Journal of Corporate Governance**, [s.l.], v. 13, n. 2, p. 140-164, dez 2020.

ASHBAUGH-SKAIFE, H.; COLLINS D.; LAFOND R. The Effects of Corporate Governance on Firms Credit Ratings. **Journal of Accounting and Economics**, [s.l.], v. 42, n. 1-2, p. 203-243, out 2006.

ASSAF NETO, A. **Finanças Corporativas e valor**. 2. ed. São Paulo: Atlas, 2006.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE SUPERMERCADOS – ABRAS. **Ranking Abras 2025**. 2025. Disponível em: <https://superhiper.abras.com.br/pdf/313.pdf>. Acesso em: 29 jul. 2025.

AYDIN, A. D.; CAVDAR, S. C. Prediction of financial crisis with artificial neural network: an empirical analysis on Turkey. **International Journal of Financial Research**, [s.l.], v. 6, n. 4, p. 36, 2015.

AYDIN, N.; SAHIN, N.; DEVECI, M.; PAMUCAR, D. Prediction of financial distress of companies with artificial neural networks and decision trees models. **Machine Learning with Applications**, [s.l.], v. 10, p.100432, dez 2022.

AZAYITE, F. Z; ACHCHAB, S. Hybrid Discriminant Neural Networks for Bankruptcy Prediction and Risk Scoring. **Procedia Computer Science**, [s.l.], v. 83, p. 670-674, 2016.

AZIZ, M. A.; DAR H. A. Predicting corporate bankruptcy: Whither do we stand? *In: Economic Research Papers*. [s.l.]: Loughborough University Institutional Repository, 2004. Disponível em: <https://dspace.lboro.ac.uk/2134/325>. Acesso em: 26 mai 2024.

AZIZ, M.; DAR, H. Predicting corporate bankruptcy: Where we stand? **Corporate Governance**, [s.l.], v. 6, p. 18-33, jan 2006.

AZMA, N.; RAHMAN, M.; ADEYEMI, A. A.; RAHMAN, M. K. Propensity toward indebtedness: evidence from Malaysia. **Review of Behavioral Finance**, [s.l.], v. 11, n. 2, p. 188-200, jun 2019.

AZMA, N.; RAHMAN, M.; ADEYEMI, A. A.; RAHMAN, M. K. Propensity toward indebtedness: evidence from Malaysia. **Review of Behavioral Finance. Turku Centre for Computer Science Technical Report**, [s.l.], v. 40, n. 2, p. 1-18, 1996.

BAĞCI, E. Türkiye Tekstil ve Hazır Giyim Sektörünün Finansal Durum Analizi. **Marmara Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi**, [s.l.], v. 37, n. 2, p. 83-100, 2015.

BALCAEN, S.; OOGHE, H. 35 years of studies on business failure: An overview of the classic statistical methodologies and their related problems. **The British Accounting Review**, [s.l.], v. 38, n. 1, p.63-93, mar 2006.

BALIOS, D.; THOMADAKIS, S.; TSIPOURI, L. Credit rating model development: An ordered analysis based on accounting data. **Research in International Business and Finance**, [s.l.], v. 38, p. 122-136, set 2016.

BANKER, R; POTTER, G.; SRINIVASAN, D. An empirical investigation of an incentive plan that includes nonfinancial measures. **The Accounting Review**, [s.l.], v. 75, n. 1, p. 65-92, jan 2000.

BARBOSA, F. R. G. M. Índice de desenvolvimento relativo, IDH-M e IFDM: em busca da operacionalização das liberdades instrumentais de Amartya Sen. **Ensaio FEE**, [s.l.], v. 38, n. 2, p. 295-328, set. 2017.

BARBOZA, F.; KIMURA, H.; ALTMAN, E. Machine learning models and bankruptcy prediction. **Expert Systems with Applications**, [s.l.], v. 83, p.405-417, out 2017.

BARNIV, R.; AGARWAL, A.; LEACH, R. Predicting the outcome following bankruptcy filing: a three-state classification using neural networks. **Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management**, [s.l.], v. 6, n. 3, p. 177-194, set 1997.

BARNIV, R.; AGARWAL, A.; LEACH, R. Predicting bankruptcy resolution. **Journal of Business Finance & Accounting**, [s.l.], v. 29, n. 3 e 4, p. 497-520, abr – mai 2002.

BARREDA, A. A. *et al.* Hospitality Bankruptcy in United States of America: A Multiple Discriminant Analysis-Logit Model Comparison. **Journal of Quality Assurance in Hospitality & Tourism**, [s.l.], v. 18, n. 1, p. 86-106, 2017.

BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION. Range of Practice in Banks' Internal Rating Systems. **Discussion Paper**, 2000. Disponível em: [bcbs213-libre.pdf](#) Acesso em: 23 mai 2024.

BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION. The New Basel Capital Accord. **Consultative Document**, 2001. Disponível em: [bcbs213-libre.pdf](#). Acesso em: 23 mai 2024.

BATENI, L.; ASGHARI, F. Bankruptcy Prediction Using Logit and Genetic Algorithm Models: A Comparative Analysis. **Computational Economics**, [s.l.], v. 55, p. 1-14, 2016.

BAUER, J.; AGARWAL, V. Are hazard models superior to traditional bankruptcy prediction approaches? A comprehensive Test. **Journal of Banking and Finance**, [s.l.], v. 40, p. 432-442, mar 2014.

BEAVER, W. H. Alternative accounting measures as predictors of failure. **The Accounting Review**, [s.l.], v. 43, n. 1, p. 113-122, jan1968.

BEAVER, W. H. Financial ratios as predictors of failure. **Journal of Accounting Research**, [s.l.], v. 4, p. 71-111, 1966.

BEAVER, W. H.; MCNICHOLS, M. F.; RHIE, J. W. Have financial statements become less informative? Evidence from the ability of financial ratios to predict bankruptcy. **Review of Accounting studies**, [s.l.], v. 10, n. 1, p. 93-122, mar 2005.

BEGLEY, J.; MING, J.; WATTS, S. Bankruptcy classification errors in the 1980s: An empirical analysis of Altman's and Ohlson's models. **Review of Accounting Studies**, [s.l.], v. 1, p.267-284, dez1996.

BEGOVIĆ, S. V.; TOMAŠEVIĆ, S.; ERCEGOVAC, D. Selection of Variables in the Function of Improving the Bankruptcy Prediction Model. **ЕКОНОМИКА**, [s.l.], v. 67, n. 3, p.45-59, 2022.

BELL, D. R.; HO, T-H.; TANG, C. S. Determining where to shop: fixed and variable costs of shopping. **Journal of Marketing Research**, [s.l.], v. 35, n. 3, p. 352-369, ago 1998.

BELLOVARY, J. L.; GIACOMINO, D. E.; AKERS, M. D. A review of bankruptcy prediction studies: 1930 to present. **Journal of Financial education**, [s.l.], v. 33, p. 1-42, 2007.

BERG, D. Bankruptcy prediction by generalized additive models. **Applied Stochastic Model in Business and Industry**, [s.l.], v. 23, p.129-143, mar - abr 2007.

BERGER, A. N. "Potential competitive effects of Basel II on banks in SME credit markets in the United States", **Journal of Financial Services Research**, [s.l.], v. 29, n. 1, p. 5-36, fev 2006.

BERGER, A. N.; FRAME, W. S. Small business credit scoring and credit availability. **Journal of Small Business Management**, [s.l.], v. 45, n. 1, p. 5-22, 2007.

BERGER, A. N.; UDELL, G. F. The economics of small business finance: the roles of private equity and debt markets in financial growth cycle. **Journal of Banking & Finance**, [s.l.], v. 22, n. 6-8, p. 613-73, ago 1998.

BERGER, A.; UDELL, G. Small business credit availability and relationship lending: the importance of bank organisational structure. **The Economic Journal**, [s.l.], v. 112, n. 477, p. 32-53, fev 2002.

BERMANN, B.; EVANS, J. **Retail management: a strategic approach**. Nova Jersey: Prentice Hall, 1998.

BETANCOURT, R.; MALANOSKI, M. An Estimable Model of Supermarket Behavior: Prices, Distribution Services and Some Effects of Competition. **Empirica**, [s.l.], v. 26, n. 1, p. 55-73, mar 1999.

BHARGAVA, M.; DUBELAAR, C.; SCOTT, T. Predicting bankruptcy in the retail sector: an examination of the validity of key measures of performance. **Journal of Retailing and Consumer Services**, [s.l.], v. 5, n. 2, p. 105-117, abr 1998.

BHOJRAJ, S.; SENGUPTA, P. Effect of Corporate Governance on Bond Ratings and Yields: The Role of Institutional Investors and Outside Directors. **Journal of Business**, [s.l.], v. 76, n. 3, p. 455-475, jul 2003.

BIO, S. **Sistemas de informação: um enfoque gerencial**. São Paulo: Atlas, 1996.

BLAXTER, L.; HUGHES, C.; TIGHT, M. **How to research**. Buckingham: Open University Press, 1996.

BLOCHWITZ, S.; EIGERMANN, J., Unternehmensbeurteilung durch Diskriminanzanalyse mit qualitativen Merkmalen. **Zeitschrift fur betriebswirtschaftliche Forschung**, [s.l.], v. 52, p. 58-73, fev 2000.

BLUM, M. The failing company doctrine. **Boston College Industrial and Commercial Law Review**, [s.l.], v. 16, n. 1, p. 75-113, 1974.

BLUMBERG, B. F.; LETTERIE, W. A. "Business starters and credit rationing", **Small Business Economics**, [s.l.], v. 30, p. 187-200, fev 2008.

BLUME, M. E.; LIM, F.; MacKINLAY, C. A. The declining credit quality of U.S. corporate debt: Myth or reality? **Journal of Finance**, [s.l.], v. 53, n. 4, p. 1389-1413, ago 1998.

BNDES. Guia do Financiamento. **Porte de empresa**. Disponível em: <https://www.bndes.gov.br/wps/portal/site/home/financiamento/guia/porte-de-empresa>. Acesso em: 13 out. 2020.

BONE, R. B. Determinantes dos ratings corporativos na indústria petrolífera: O caso da Repsol-YPF. **Revista Eletrônica de Administração**, Rio de Janeiro, v. 16, n. 1, p. 1-21, jan – abr 2010.

BOUDEVILLE, J. R. **Les Espaces Economiques**. Paris: Presses Universitaires de France, 1961.

BOUDEVILLE, J. R. **Problems of Regional Economic Planning**. Edinburgh: University Press, 1966.

BOUZOUITA, R.; Young, A. A probit analysis of best ratings. **Journal of Insurance Issues**, [s.l.], v. 21, p. 23-34, 1998.

BRAGOLI, D.; FERRETI, C.; GANUGI, P.; MARSEGUERRA, G.; MEZZOGORI, D.; ZAMMORI, F. Machine-learning models for bankruptcy prediction: Do industrial variables matter? **Spatial Economic Analysis**, [s.l.], v. 17, n. 2, p. 15-177, out 2021.

BRASIL. **Governo Digital**. Disponível em: <https://www.gov.br/empresas-e-negocios/pt-br/mapa-de-empresas/boletins/mapa-de-empresas-boletim-1o-quadrimestre-2025-pdf.pdf>. Acesso em: 29 jul. 2025.

BREALEY, R. A.; MYERS, S.C.; ALLEN, F. **Principles of corporate finance**. 9. ed. Boston: MA McGraw-Hill/Irwin, 2007.

BRÉDART, X. Bankruptcy prediction model using neural networks. **Accounting and Finance Research**, [s.l.], v. 3, n. 2, p. 124, 2014.

BROZYNA, J.; MENTEL, G.; PISULA, T. Statistical methods of the bankruptcy prediction in the logistic sector in Poland and Slovakia. **Transformations in Business and Economics**, [s.l.], v. 15, n. 1, p. 93-114, 2016.

BRUNI, A. L.; FUENTES, J.; FAMÁ, R. Risco de Crédito: Evolução Teórica e Mecanismos de Proteção Desenvolvidos nos últimos vinte anos. **SEMEAD - Seminários em administração da FEA/USP**, [s.l.], v. 2, 1997.

BRYANT, S. M. A case-based reasoning approach to bankruptcy prediction modeling. **Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management**, [s.l.], v. 6, n. 3, p. 195-214, 1997.

CALLEJÓN, A. *et al.* A System of Insolvency Prediction for industrial companies using a financial alternative model with neural networks. **International Journal of Computational Intelligence Systems**, [s.l.], v. 6, n. 1, p. 29-37, jan 2013.

CAMACHO-MINANO, M.; CAMPA, D. Integrity of financial information as a determinant of the outcome of a bankruptcy procedure. **International Review of Law and Economics**, [s.l.], v. 37, p. 76-85, mar 2014.



CAMARGO, A. C. B. **Bônus Corporativos: Um Estudo Sobre as Variáveis que Afetam o Rating de uma Emissão**. Orientador: Prof. Marcelo Cabús Klotzle. 2009. 59 f. Dissertação (Mestrado em Administração de Empresas) – Programa de Pós-Graduação em Administração de Empresas, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Brasil, 2009.

CAMPBELL-VERDUYN, M.; GOGUEN, M.; PORTER, T. Big data and algorithmic governance: the case of financial practices. **New Political Economy**, [s.l.], v. 22, n. 2, pp. 219-236, 2017.

CAMPILLO, J. P.; SERER, G. L.; FERRER, E. V. Validez de la información financiera en los procesos de insolvência: Un estudio de la pequeña empresa española. **Cuadernos de economía y dirección de la empresa**, [s.l.], v. 16, p. 29-40, jan – mar 2013.

CAOQUETTE, J. B.; ALTMAN, E. I.; NARAYANAN, P. **Managing Credit Risk: The Next Great Financial Challenge**. Hoboken, N.J.: Wiley, 1998.

CARDINAEELS, E.; DIRKS, V. M. G van. Financial versus non-financial information: the impact of information organization and presentation in a balanced scorecard. **Accounting, Organization and Society**, [s.l.], v. 35, n. 6, p. 555-578, ago 2010.

CARMONA, P.; CLIMENT, F.; MOMPARTLER, A. Predicting failure in the U.S. banking sector: An extreme gradient boosting approach. **International Review of Economics and Finance**, [s.l.], v. 61, p. 304-323, mai 2019.

CAVALCANTE, L. R. M. T. Produção Teórica em Economia Regional: uma proposta de sistematização. **Revista Brasileira de Estudos Regionais e Urbanos**, [s.l.], v. 2, n. 1, p. 9-32, 2008.

CAVALCANTE, L. R. M. T. Sistema Financeiro no Brasil: aspectos regionais. In: XI Encontro Nacional de Economia Política, 11., 2006, Vitória-ES. **Anais...** Vitória: Sociedade Brasileira de Economia Política, 2006.

CHAI, N.; WU, B.; YANG, W.; SHI, B. A multicriteria approach for modeling small enterprise credit rating: evidence from China. **Emerging Markets Finance and Trade**, [s.l.], v. 55, n. 11, p. 2523-2543, fev 2019.

CHANDRASEKHAR, S. Bi application in financial sector - credit scoring of retail loans using a hybrid modeling approach. **GSTF Journal on Computing**, [s.l.], v. 2, n. 3, p. 137-143, 2012.

CHARAMBOUS, C. H.; CHARITOU, A.; KAOUROU, F. Comparative analysis of artificial neural network models: application in bankruptcy prediction. **Annals of Operations Research**, [s.l.], v. 99, n. 1, p. 403-425, dez 2000.

CHARITOU, A.; NEOPHYTOU, E.; CHARALAMBOUS, C. Predicting corporate failure: Empirical evidence for the UK. **European Accounting Review**, [s.l.], v. 13, n. 3, p. 465-497, 2004.

CHEN, C.; FRANK, V. University social responsibility in the context of economic displacement from the proposed upgrading of a higher education institution: The case of the

University of Groningen Yantai campus. **International Journal of Educational Development**, [s.l.], v. 78, p. 102268, out 2020.

CHEN, Y. S. *et al.* Comparable studies of financial bankruptcy prediction using advanced hybrid intelligent classification models to provide early warning in the electronics industry. **Mathematics**, [s.l.], v. 9, n. 20, p. 2622, out 2021.

CHI, G.; ZHANG, Z. Multi criteria Credit Rating Model for Small Enterprise Using a Nonparametric Method. **Sustainability**, [s.l.], v. 9, n. 10, p. 1834, out 2017.

CHIUNG, J. L.; MING, L. Y. The value relevance of financial and non-financial information: evidence from taiwan's information electronics industry. **Review of Quantitative Financial and Accounting**, [s.l.], v. 24, p. 135-157, mar 2005.

CHODNICKA-JAWORSKA, P. ESG as a Measure of Credit Rartings. **Risks**, [s.l.], v. 9, n. 226, p. 1-26, dez 2021.

CHOY, E.; GRAY, S.; RAGUNATHAN, V. Effect of credit rating changes on Australian stock returns. **Accounting and Finance**, [s.l.], v. 46, n. 5, p. 755-769, nov 2006.

CIAMPI, F. Corporate governance characteristics and default prediction modelling for small enterprises. An empirical analysis of Italian firms. **Journal of Business Research**, [s.l.], v. 68, n. 5, p. 1012-1025, mai 2015.

CIAMPI, F. The potential of top management characteristics for small enterprise default prediction modelling. **WSEAS Transactions on Business and Economics**, [s.l.], v. 14, p. 397- 408, 2017.

CIAMPI, F. Using corporate social responsibility orientation characteristics for small enterprise default prediction. **WSEAS Transactions on Business and Economics**, [s.l.], v. 15, n. 1, p. 113-127, 2018.

CIAMPI, F. *et al.* Rethinking SME default prediction: A systematic literature review and future perspectives. **Scientometrics**, [s.l.], v. 126, p. 2141-2188, jan 2021.

CIAMPI, F.; GORDINI, N. Small enterprise default prediction modeling through artificial neural networks: An empirical analysis of italian small enterprises. **Journal of Small Business Management**, [s.l.], v. 51, n. 1, p. 23-45, jan 2013.

CIAMPI, F.; GORDINI, N. Using Economic-Financial Ratios for Small Enterprise Default Prediction Modeling: An Empirical Analysis. *In: 2008 Oxford Business & Economics Conference Proceedings*. Oxford: Association for Business and Economics Research (ABER), 2008. p. 1-21

CIVELEK, M. *et al.* Differences in the usage of online marketing and social media tools: evidence from Czech, Slovakian and Hungarian SMEs. **Equilibrium. Quarterly Journal of Economics and Economic Policy**, [s.l.], v. 15, n. 3, p. 537-563, 2020.

CIVELEK, M. *et al.* How innovativeness of family-owned SMEs differ depending on their characteristics? **Equilibrium. Quarterly Journal of Economics and Economic Policy**, [s.l.], v. 16, n. 2, p. 413-428, 2021.

CLANCY, D. K.; ZHAO, R. A bank failure prediction model based on bank operations profile. **Asia-Pacific Journal of Accounting**, [s.l.], v. 6, n. 2, p. 255-274, out 1999.

CLEARY, S.; HEBB, G. An efficient and functional model for predicting Bank distress: in and out of sample evidence, **Journal of Banking & Finance**, [s.l.], v. 64, p. 101-111, mar 2016.

COATS, P. K.; FANT, L. F. Recognizing financial distress patterns using a neural network tool. **Financial Management**, [s.l.], v. 22, n. 3, p. 142-155, 1993.

COLLINE, F. Bankruptcy Prediction Analysis: A Case Study of Retail Companies in Indonesia. **Advances in Economics, Business and Management Research**, [s.l.], v. 151, p. 326-330, set 2020.

COLQUITT, J. **Credit risk management**. Nova York: McGraw-Hill. 2007.

COMITÊ DE BASELEIA DE SUPERVISÃO BANCÁRIA. **O Novo Acordo de Capital de Basileia**. Porto Alegre-RS: Documento Consultivo, 2001.

COMITÊ DE BASELEIA DE SUPERVISÃO BANCÁRIA. **O Novo Acordo de Capital de Basileia**. Florianópolis-SC: Documento Consultivo, 2003.

CORAM, P. J.; MOCK, T. J.; MONROE, G. S. Financial analysts' evaluation of enhanced disclosure of non-financial performance indicators. **The British Accounting Review**, [s.l.], v. 43, p. 87-101, jun 2011.

COSTA, F. N. Interações entre componentes regionais do sistema bancário nacional. **Geousp – Espaço e Tempo (Online)**, Campinas-SP, v. 21, n. 2, p. 425-442, mar 2017.

COUTINHO, C. Escolha Locacional Das Atividades Financeiras: Uma Análise Das Teorias De Localização. In. IX Seminário de Pós-Graduação em Geografia da UNESP Rio Claro, UNESP – Rio Claro, 9., 2009, [s.l.]. **Anais...** [s.l.]:2009. p. 307-319

CRAIG, B. R.; JACKSON, W. E. III; THOMSON, J. B. "Small firm finance, credit rationing, and the impact of SBA-guaranteed lending on local economic growth", **Journal of Small Business Management**, [s.l.], v. 45, n. 1, p. 116-32, jan 2007.

CRONIN JÚNIOR, J. J. Determinants of retail profit performance: a consideration of retail marketing strategies. **Journal of the Academy of Marketing Science**, [s.l.], v. 13, n. 4, p. 40-53, set 1985.

DANENAS, P.; GARSVA, G. Support Vector Machines and their Application in Credit Risk Evaluation Process. **Transformations in Business & Economics**, [s.l.], v. 3, n. 18, p. 46-58, 2009.

DAUBIE, M.; MESKENS, N. **Business failure prediction**: A review and analysis of the literature. Belgium: Department of Productions and Operations Management, Catholic University of Mons, 2002. p. 1-15

CNUDDE, S. *et al.* What does your Facebook profile reveal about your creditworthiness? Using alternative data for microfinance. **Journal of the Operational Research Society**, [s.l.], v. 70, n. 3, p. 353-363, 2019.

DEAKIN, E. B. A discriminant analysis of predictors of business failure. **Journal of Accounting Research**, [s.l.], v. 10, n. 1, p.167-179, 1972.

DENIS, D. J.; DENIS, D. K.; SARIN, A. Agency problems, equity ownership, and corporate diversification. **The Journal of Finance**, [s.l.], v. 52, n. 1, p.135-160, mar 1997.

DERINDAG, O. F.; LAMBOVSKA, M.; TODOROVA, D. Innovation development factors: Switzerland experience. **Pressburg Economic Review**, [s.l.], v. 1, n. 1, p. 57-65, dez 2021.

DIANA, S. R. **Analisis Laporan Keuangan dan Aplikasinya**. Bogor: IN Media. 2018.

DIAS FILHO, J. M.; NAKAGAWA, M. Análise do Processo da Comunicação Contábil: Uma Contribuição para a Solução de Problemas Semânticos, Utilizando Conceitos da Teoria da Comunicação. **Revista Contabilidade & Finanças**, [s.l.], v. 15, n. 26, p. 42 -57, ago 2001.

DJEUNDJE, V. B.; CROOK, J.; CALABRESE, R.; HAMID, M. Enhancing credit scoring with alternative data. **Expert Systems with Applications**, [s.l.], v. 163, p. 113766, jan 2021.

DONG, M. C.; TIAN, S.; CHEN, C. W. S. Predicting failure risk using financial ratios: Quantile hazard model approach. **The North American Journal of Economics and Finance**, [s.l.], v. 44, p. 204-220, abr 2018.

DOUKAS, J. Bankers versus bankruptcy prediction models: An empirical investigation, 1979-82. **Applied Economics**, [s.l.], v. 18, p. 479-493, 1986.

DOW, S. C. The regional composition of the money multiplier process. **Scottish Journal of Political Economy**, [s.l.], v. 29, p. 22-44, fev 1982.

DOW, S. C. The treatment of money in regional economics. **Journal of Regional Science**, [s.l.], v. 27, n. 1, p. 13-24, fev 1987.

DU JARDIN, P. Bankruptcy prediction models: How to choose the most relevant variables? **Bankers, Markets & Investors**, [s.l.], v. 98, p. 39-46, jan 2009

DU JARDIN, P. Bankruptcy prediction using terminal failure processes. **European Journal of Operational Research**, [s.l.], v. 242, p. 286-303, abr 2015.

DU JARDIN, P.; VEGANZONES, D.; SÉVERIN, E. Forecasting corporate bankruptcy using accrual-based models. **Computational Economics**, [s.l.], v. 54, n. 1, p. 7-43, jun 2019.

DUARTE, F. D.; GAMA, A. P. M.; GULAMHUSSEN, M. A. Defaults in bank loans to SMEs during the financial crisis. **Small Business Economics**, [s.l.], v. 51, n. 3, p. 591-608, out 2018.

DUFF, A.; EINIG, S. Understanding Credit Ratings Quality: Evidence from UK Debt Market Participants. **The British Accounting Review**, [s.l.], v. 41, n. 2, p. 107-119, jun 2009.

DUFFIE, D.; SAITA, L.; WANG, K. Multi-period corporate default prediction with stochastic covariates. **Journal of Financial Economics**, [s.l.], v. 83, n. 3, p. 635-665, mar 2007.

DUNCAN, J. W. Business failures up 10 percent to new high of 96,836 in 1992. **Dun and Bradstreet Reports**, [s.l.], v. 42, n. 2, 1993.

EASLEY, D.; O'HARA, M. Information and the cost of capital. **The Journal of Finance**, [s.l.], v. 59, n. 4, p. 1553-1583, ago 2004.

EDERINGTON, L. H. Classification models and bond ratings. **Financial Review**, [s.l.], v. 20, n. 4, p. 237-262, nov 1985.

EL KALAK, I.; HUDSON, R. The effect of size on the failure probabilities of SMEs: an empirical study on the US market using discrete hazard model. **International Review of Financial Analysis**, [s.l.], v. 43, p. 135–145, jan 2016.

ESPINOSA, F. R. Alcances y limitaciones de los modelos de capacidad predictiva em el análisis del fracaso empresarial. **AD-minister medellín-colombia**, [s.l.], n. 23, p. 45- 70, jul – dez 2013.

FABLING R.; GRIMES A. Insolvency and economic development: regional variation and adjustment. **Journal of Economics and Business**, [s.l.], v. 57, n. 4, p. 339-359, jul -ago 2005.

FANG, H.; SHE, J.; XU, Y. The Effect of Non-financial Factors on Credit Level: An Empirical Study of Supply Chain Finance Based on E-commerce Platform. *In: 2015 International Conference on Engineering Management, Engineering Education and Information Technology*. Guangzhou: Atlantis Press, 2015. p. 420-425

FEDERAÇÃO DAS INDÚSTRIAS DO ESTADO DO RIO DE JANEIRO. **Índice FIRJAN de desenvolvimento municipal**: Anexo metodológico – IFDM. Rio de Janeiro, 2018.

FERREIRA, F. A. F. *et al.* Assessing credit risk of mortgage lending using MACBETH: a methodological framework. **Management Decision**, [s.l.], v. 52, n. 2, p. 182-206, mar 2014.

FIRK, S.; RICHTER, S.; WOLFF, M. Does value-based management facilitate managerial decision-making? An analysis of divestiture decisions. **Management Accounting Research**, [s.l.], v. 51, p. 12-30, jun 2021.

FISHKIND, H. H. The regional impact of monetary policy: an economic simulation study of Indiana 1958-1973. **Journal of Regional Science**, [s.l.], v. 17, p. 77-88, 1977.

FITO, M.; PLANA-ERTA, D.; LLOBET, J. Usefulness of Z scoring models in the early detection of financial problems in bankrupt Spanish companies. **Intangible Capital**, [s.l.], v. 14, n. 1, p.162-170, 2018.

FITRIANI, I.; MUNIARTY P Bankruptcy Prediction Analysis Using the Altman Z-Score Method at PT Aneka Tambang (Persero) Tbk. **Ilomata International Journal of Management**, [s.l.], v. 1, n. 2, p. 51-58, mar 2020.

FITZPATRICK, J.; OGDEN, J. P. The detection and dynamics of financial distress. **International Review of Finance**, [s.l.], v. 11, n. 1, p. 87-121, mar 2011.

FITZPATRIK, P. J. A comparison of the ratios of successful industrial enterprises with those of failed companies. **Certified Public Accountant**, [s.l.], v. 6, p. 727-731, 1932.

FLEURIET, M; KEHDY, R.; BLANC, G. **O modelo Fleuriet**: a dinâmica financeira das empresas brasileiras: um novo modelo de análise, orçamento e planejamento financeiro. Belo Horizonte: Campus, 2003.

FODOR, K. Logistic Regression or Neural Network? Which Provides Better Results for Retail Loans? **Review of Business & Management TMP**, [s.l.], v. 19, n. 1, p. 53-62, 2023.

FOMBRUN, C. **Reputation**: Realizing value from the corporate image. Boston: Harvard Business School Press, 1996.

FOOD MARKETING INSTITUTE. **Key Industry Facts**. Washington, DC: The Food Marketing Institute, 2002. [http://www.fmi.org/facts\\_figs/keyfacts/storesize.htm](http://www.fmi.org/facts_figs/keyfacts/storesize.htm). Acesso em: 30 mai 2024.

FRANCISCO, M. L. *et al.* A importância do capital de giro para a sobrevivência das micro e pequenas empresas em períodos de crise. *Revista Observatorio De La Economia Latinoamericana*, Curitiba, v. 22, n. 1, p. 1656-1681, jan 2024.

FRENKEN, K.; CEFIS, E.; STAM, E. Industrial dynamics and clusters: A survey. **Regional Studies**, [s.l.], v. 49, p. 10-27, 2015.

FRIEDMANN, J. **The Spatial Structure of Economic Development in the Tennessee Valley**. Chicago: Univ. of Chicago, 1955.

FRYDMAN, H.; ALTMAN, E. I.; KAO, D.-L. Introducing recursive partitioning for financial classification: The case of financial distress. **The Journal of Finance**, [s.l.], v. 40, n. 1, p. 269-291, mar 1985.

FULMER, J. G.; MOON, J. E.; GAVIN, T. A.; ERWIN, M. J. A Bankruptcy Classification Model For Small Firms, **Journal of Commercial Bank Lending**, [s.l.], v. 66, n. 11, p. 25-37, 1984.

GAMA, A. P. M.; GERALDES, H. S. A. Credit Risk assessment and the impact of the New Basel Capital Accord on small and medium-sized enterprises. **Management Research Review**, [s.l.], v. 35, n. 8, p. 727-749, jul 2012.

GAMA, A. P.; MATEUS, C.; TEIXEIRA, A. Does trade credit facilitate access to bank finance? An empirical evidence from Portuguese and Spanish small and medium size enterprises. **International Research Journal of Finance and Economics**, [s.l.], v. 45, p. 26-45, 2010.

GAO, P.; PARSONS, C. A.; SHEN, J. Global relation between financial distress and equity returns. **Review of Financial Studies**, [s.l.], v. 31, n. 1, p. 239-277, jan 2018.

GARCIA, J. Bankruptcy prediction using synthetic sampling. **Machine Learning with Applications**, [s.l.], v. 9, p. 100343, set 2022.

GARCÍA, V.; MARQUÉS, A. I.; SÁNCHEZ, J. S.; OCHOA-DOMÍNGUEZ, H. J. Dissimilarity-based linear models for corporate bankruptcy prediction. **Computational Economics**, [s.l.], v. 53, n. 3, p. 1019-1031, mar 2019.

GARCÍA-MARÍ, J. H.; SÁNCHEZ-VIDAL, J.; TOMASETI-SOLANO, E. Fracaso empresarial y efectos contagio. Un análisis espacial para España. **Económico**, Cidade do México, v. 83, p. 429-449, abr – jun 2016.

GAVUROVA, B.; JENCOVA, S.; BACIK, R.; MISKUFOVA, M.; LETKOVSKY, S. Artificial intelligence in predicting the bankruptcy of non-financial corporations. **Oeconomia Copernicana**, [s.l.], v. 13, n. 4, p. 1215-251, 2022.

GENG, R.; BOSE, I.; CHEN, X. Prediction of financial distress: An empirical study of listed Chinese companies using data mining. **European Journal of Operational Research**, [s.l.], v. 241, p. 236-247, fev 2015.

GHOSH, D.; WU, A. **Relevance of financial and non-financial measures to financial analysts: Experimental Evidence**. 2006. Disponível em: [www.researchgate.net/publication/228308306](http://www.researchgate.net/publication/228308306). Ssrn.920988. Acesso em: 01 jun 2024.

GHOSH, D.; WU, A. The effect of positive and negative financial and non-financial performance measures on analysts' recommendations. **Behavioral Research in Accounting**, [s.l.], v. 24, n. 2, p. 47-64, 2012.

GILL, J.O. **Financial Basics of Small Business Success**. Cidade: Crisp Publications, 1994.

GIORDANI, P.; JACOBSON, T.; VON SCHEDVIN, E.; VILLANI, M. Taking the twists into account: Predicting firm bankruptcy risk with splines of financial ratios. **Journal of Financial and Quantitative Analysis**, [s.l.], v. 49, n. 4, p. 1071-1099, ago 2014.

GITHAYONI, K. A.; ARDINA, C.; WIJANA, I. M. The Effect of Altman Z-Score as Tool for Predicting Potential Bankruptcy on Stock Prices in Retail Subsector Companies Listed on the IDX in 2019 – 2021. **Journal of Applied Sciences in Accounting, Finance, and Tax**, [s.l.], v. 5, n. 2, p. 146-152, out 2022.

GLATHORN, A. A. **Writing the Winning Dissertation**, California: Sage, 1998.

BCB. **Glossário** – estatísticas monetárias e de crédito. Disponível em: <https://www.bcb.gov.br/estatisticas/estatisticasmonetariascredito>. Acesso em: 29 jul. 2025.

GOEL, A.; RASTOGI, S. Understanding the impact of borrowers' behavioural and psychological traits on credit default: review and conceptual model. **Review of Behavioral Finance**, [s.l.], v. 15, n. 2, p. 205-223, mar 2023.

GOMBOLA, M. J.; HASKINS, M. E.; KETZ, E. J.; WILLIAMS, D. D. Cash flow in bankruptcy prediction. **Financial Management**, [s.l.], v. 16, p. 55-65, 1987.

GONZALES, H. V.; PRADHAN, R.; MALSONADO, R.W. The role of non-financial performance measures in predicting hospital financial performance: the case of for-profit system hospitals. **Journal of Health Care Financial**, [s.l.], v. 38, n. 2, p. 12-24, jan 2011.

GORDINI, N. A genetic algorithm approach for SMEs bankruptcy prediction: Empirical evidence from Italy. **Expert systems with applications**, [s.l.], v. 41, n. 14, p. 6433-6445, out 2014.

GRAY, S.; MIRKOVIC, A.; RAGUNATHAN, V. The determinants of credit ratings: Australian evidence. **Australian Journal of Management**, [s.l.], v. 31, n. 2, p. 333-354, dez 2006.

GRECO, S.; MATARAZZO, B.; SLOWINSKI, R. A new rough set approach to evaluation of bankruptcy risk. In **Operational tools in the management of financial risks**, Boston, p. 121-136, 1998.

GREENWALD, B. C.; LEVINSON, A.; STIGLITZ, J. E. Capital market imperfections and regional economic development. In: GIOVANNINI, A. (ed.) **Finance and development: issues and experience**. Cambridge: Center for Economic Policy Research – Cambridge University Press, 1993.

GRICE, J. S.; DUGAN, M. T. The limitations of bankruptcy prediction models: Some cautions for the researcher. **Review of Quantitative Finance and Accounting**, [s.l.], v. 17, p. 151-166, set 2001.

GRINNELL, G. Economies of Size in Food Retailing. **Journal of Food Distribution Research**, [s.l.], v. 12, n. 1, p. 161-168, fev 1981.

GRISHUNIN, S.; EGOROVA, A. Comparative Analysis of the Predictive Power of Machine Learning Models for Forecasting the Credit Ratings of Machine-Building Companies. **Journal of Corporate Finance Research**, [s.l.], v. 16, n. 1, p. 99-112, 2022.

GRUNERT, J.; NORDEN, L.; WEBER, M. The Role of non-financial factors in internal credit ratings. **Journal of Banking & Finance**, [s.l.], v. 29, p. 509-531, fev 2005.

GUDMUNDSSON, S. V. Airline distress prediction using non-financial indicators, **Journal of Air Transportation**, [s.l.], v. 7, n. 2, p. 3-24, 2002.

GÜNTHER, T.; GRÜNING, M. Einsatz von Insolvenzprognoseverfahren bei der Kreditwürdigkeitsprüfung im Firmenkundenbereich. **Die Betriebswirtschaft**, [s.l.], v. 60, p. 39-59, 2000.



- 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**, [s.l.], v. 45, n. 4, p. 845-869, nov 2015.
- GUPTA, R. Financial determinants of corporate credit ratings: an Indian evidence. **Internationa Journal of Finance & Economics**, [s.l.], v. 28, n. 2, p. 1622-1637, fev 2021.
- HADDAD, P. R. **Planejamento Regional**: métodos de aplicação ao caso brasileiro. 2. ed. Rio de Janeiro: IPEA/INPES, 1974. 244 p
- HAM BRICK, D. C.; D'AVENI, R. A. Large corporate failures as downward spirals. **Administrative Science Quarterly**, [s.l.], v. 33, p. 1-23, mar 1988.
- HAMORI, S. *et al.* Ensemble learning or deep learning? Application to default risk analysis. **Journal of Risk and Financial Management**, [s.l.], v. 11, n. 1, p. 1-14, mar 2018.
- HARRIS, T. Credit scoring using the clustered support vector machine, **Expert Systems with Applications**, [s.l.], v. 42, n. 2, p. 741-750, fev 2015.
- HARUMOVA, A.; JANISOVA, M. Rating Slovak enterprises by scoring functions. **Journal of Economy**, [s.l.], v. 62, n. 5, p. 522-539, 2014.
- HAZAK, A.; MÄNNASOO, K. **Indicators of corporate default** – An EU based empirical study. [s.l.]: Bank of Estonia, 2007. Disponível em: [https://haldus.eestipank.ee/sites/default/files/publication/en/WorkingPapers/2007/\\_wp\\_1007.pdf](https://haldus.eestipank.ee/sites/default/files/publication/en/WorkingPapers/2007/_wp_1007.pdf). Acesso em: 01 jun 2024.
- HENDRICKS, M. K.; BUDREE, A. Can a mobile credit-scoring model provide better accessibility to South African citizens requiring micro-lending. **International Journal of Electronic Finance**, [s.l.], v. 9, n. 3, p. 157, abr 2019.
- HESELMMANN, S. **Insolvenzprognose mit Hilfe qualitativer Faktoren**. [s.l.]: Aachen, 1995.
- HILL, P.; WILSON, N. **Predicting the insolvency of unlisted companies**. [s.l.]: CMRC, Leeds University, 2007.
- HILLEGEIST, S. A. *et al.* Assessing the probability of bankruptcy. **Review of Accounting Studies**, [s.l.], v. 9, p. 5-34, mar 2004.
- HIMME, A.; FISCHER, M. Drivers of the cost of capital: The joint role of non-financial metrics. **Intern. J. of Research in Marketing**, [s.l.], v. 31, p. 224-238, jun 2014.
- HIRSCHMAN, A. O. **Estratégia de Desenvolvimento Econômico**. Rio de Janeiro: Fundo de Cultura, 1958/1961.
- HOFER, C. W. Turnaround Strategies. **Journal of Business Strategy**, [s.l.], v. 1, n. 1, p. 19-31, jan 1980.

HOL, S. The influence of the business cycle on bankruptcy probability. **International Transactions in Operational Research**, [s.l.], v. 14, p. 75-90, jan 2007.

HORRIGAN, J. O. A short history of financial ratio analysis. **The Accounting Review**, [s.l.], v. 43, n. 2, p. 284-294, abr 1968.

HORVATHOVA, J.; MOKRISOVA, M. Comparison of the results of a data envelopment analysis model and logit model in assessing business financial health. **Information**, [s.l.], v. 11, n. 3, p. 160, mar 2020.

HORVATHOVA, J.; MOKRISOVA, M.; PETRUSKA, I. Selected methods of predicting financial health of companies: neural networks versus discriminant analysis. **Information**, [s.l.], v. 12, n. 12, p. 505, dez 2021.

HUANG, T. H.; LEU, Y.; PAN, W. T. Constructing ZSCORE-based financial crisis warning models using fruit Fly optimization algorithm and general regression neural network. **Kybernetes**, [s.l.], v. 45, n. 4, p. 650-665, abr 2016.

HUANG, Y.-P.; YEN, M.-F. A new perspective of performance comparison among machine learning algorithms for financial distress prediction. **Applied Soft Computing Journal**, [s.l.], v. 83, p. 105663, out 2019.

HUSSAIN, M.; GUNASEKARAN, A.; ISLAM, M. M. Implication of non-financial performance measures in Finnish banks. **Managerial Auditing Journal**, [s.l.], v. 17, n. 8, p. 452-463, nov 2002.

IAZZOLINO, G.; MIGLIANO, G.; GREGORACE, E. Evaluating intellectual capital for supporting credit risk assessment: An empirical study, **Investment Management and Financial Innovations**, [s.l.], v. 10, n. 2, p. 44-54, 2013.

IBEVAR-FIA. **Ranking 2023 IBEVAR-FIA**. Disponível em: [https://www.ibevar.org.br/wp-content/uploads/2023/09/ranking2023\\_v.1.7\\_completo.pdf](https://www.ibevar.org.br/wp-content/uploads/2023/09/ranking2023_v.1.7_completo.pdf). Acesso em: 29 jul. 2025.

IQBAL, J.; BASHIR, F.; AHMAD, R.; ARSHAD, H. Predicting Bankruptcy through Neural Network: Case of PSX Listed Companies. **Journal of Management**, [s.l.], v. 4, n. 2, p. 299-315, jun 2022.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **Regiões de influência das cidades**. Rio de Janeiro: IBGE, 2018.

ITTNER, C. D.; LARCKER, D. F.; RANDALL, T. Performance implications of strategic performance measurement in financial services firms, **Accounting, Organization and Society**, [s.l.], v. 28, n. 7-8, p. 715-741, out – nov 2003.

JABEUR, S. B. *et al.* CatBoost model and artificial intelligence techniques for corporate failure prediction. **Technological Forecasting & Social Change**, [s.l.], v. 166, p. 120658, mai 2021.

JABEUR, S.; MEFTEH-WALI, S.; CARMONA, P. The impact of institutional and macroeconomic conditions on aggregate business bankruptcy. **Structural Change and Economic Dynamics**, [s.l.], v. 59, p. 108-119, dez 2021.

JACKSON, R. H.; WOOD, A. The performance of insolvency prediction and credit risk models in the UK: A comparative study. **British Accounting Review**, [s.l.], v. 45, p. 183-202, set 2013.

JACOBSON, T.; LINDE, J.; ROSZBACH, K. Firm default and aggregate fluctuations. **Journal of the European Economic Association**, [s.l.], v. 11, n. 4, p. 945-972, ago 2013.

JAKI, A.; CWIEK, W. Bankruptcy prediction models based on value measures. **Risk Financial Management**, [s.l.], v. 14, p. 1-14, 2021.

JAKUBIK, P.; TEPLY, P. The JT index as an indicator of financial stability of corporate sector. **Prague Economic Papers**, [s.l.], v. 20, n. 2, p. 157-176, 2011.

JENCOVA, S.; STEFKO, R.; VASANICOVA, P. Scoring model of the financial health of the electrical engineering industry's non-financial corporations. **Energies**, [s.l.], v. 13, n. 17, p. 1-17, ago 2020.

JENSEN, H. L. Using neural networks for credit scoring. **Managerial Finance**, [s.l.], v. 18, n. 6, p. 15-26, jun 1992.

JIANG, Y.; JONES, S. Corporate distress prediction in China: A machine learning approach. **Accounting & Finance**, [s.l.], v. 58, n. 4, p. 1063-1109, dez 2018.

JUSOH, R.; IBRAHIM, D. N.; ZAINUDDIN, Y. The performance consequence of multiple performance measures usage. Evidence from the Malaysian manufacturers. **International Journal of Productivity and Performance Management**, [s.l.], v. 57, n. 2, p. 119-136, 2008.

KABIR, H. Notion of belonging in the nation-state: gendered construction of international migration aspirations among university students in Bangladesh. **Migration Letters**, [s.l.], v. 18, n. 4, p. 463-476, 2021.

KAHYA, E. H.; ERSEN, H. Y.; EKINCI, C., TAŞ, O.; SIMSEK, K. D. Determinants of capital structure for firms in an islamic equity index: comparing developed and developing countries. **Journal of Capital Markets Studies**, [s.l.], v. 4, n. 2, p. 167-191, dez 2020.

KALINOVA, E. Artificial intelligence for cluster analysis: case study of transport companies in Czech Republic. **Journal of Risk and Financial Management**, [s.l.], v. 14, n. 9, p. 411, set 2021.

KAMSTRA, M.; KENNEDY, P.; SUAN, T. Combining bond rating forecasts using logit. **The Financial Review**, [s.l.], v. 37, n. 2, p. 75-96, mai 2001.

KANG, Q.; LIU, Q. Credit Rating Changes and CEO Incentives. **Social Science Research Network**, 2007. Disponível em: <https://ssrn.com/abstract=971277>. Acesso em: 30 mai 2024.

KAPLAN, R.; URWITZ, G. Statistical models of bond ratings: A methodological inquiry. **Journal of Business**, [s.l.], v. 52, n. 2, p. 231-261, abr 1979.

KARELS, G. V.; PRAKASH, A. J. Multivariate normality and forecasting of business bankruptcy. **Journal of Business Finance and Accounting**, [s.l.], v. 14, n. 4, p. 573-593, dez 1987.

KARMINSKY A. M.; POLOZOV A. A. **Enciklopediya rejtingov: ekonomika, obshchestvo, sport**. [s.l.]: Forum, 2016.

KARMINSKY, A. M. Kreditnye rejtingi i ih modelirovanie. **Izd. dom Vyshej shkoly ekonomiki**. [s.l.]: 2015.

KASGARI, A. A. *et al.* Prediction of bankruptcy Iranian corporations through artificial neural network and probit-based analyses. **Neural Computing and Applications**, [s.l.], v. 23, p. 927-936, set 2013.

KASPER, J. **Produtividade e gerenciamento de operações na empresa supermercadista**. São Paulo: Associação Brasileira de Supermercados, 1991.

KASSAI, J. R.; KASSAI, S. Desvendando o termômetro de solvência de Kanitz. *In.*: Congresso ENANPAD, n.22, 1998, Foz do Iguaçu. **Anais...** Foz do Iguaçu, 1998.

KAUR, J.; VIJ, M.; CHAUHAN, A. K. Signals influencing corporate credit ratings – a systematic literature review. **Decision**, [s.l.], v. 50, p. 91-114, abr 2023.

KEALHOFER, S. Quantifying credit risk I: Default prediction. **Financial Analysts Journal**, [s.l.], v. 59, p. 30-44, 2003.

KENNEY, R.; LA CAVA, G.; RODGERS, D. **Why do companies fail?** Australia: Reserve Bank of Australia, 2016. Disponível em: <https://www.rba.gov.au/publications/rdp/2016/pdf/rdp2016-09.pdf>. Acesso em: 08 jun 2024.

KHAN, K. A. *et al.* How do entrepreneurs feel bankruptcy? **International Journal of Entrepreneurial Knowledge**, [s.l.], v. 8, n. 1, p. 89-101, jun 2020.

KHEMAKHEM, S.; BOUJELBENE, Y. Credit risk prediction: a comparative study between discriminant analysis and the neural network approach. **Accounting and Management Information Systems**, [s.l.], v. 14, n. 1, p. 60-78, 2015.

KIM, H.; CHO, H.; RYU, D. Predicting corporate defaults using machine learning with geometric-lag variables. **Investment Analysis Journal**, [s.l.], v. 50, n. 3, p. 161-175, 2021.

KIM, H.; GU, Z. A logistic regression analysis for predicting bankruptcy in the hospitality industry. **The Journal of Hospitality Financial Management**, [s.l.], v. 14, n. 1, p. 17-34, 2006.

KIM, H.; GU, Z. Financial determinants of corporate bond ratings: An examination of hotel and casino firms. **Journal of Hospitality & Tourism Research**, [s.l.], v. 28, n. 1, p. 95-108, fev 2004.

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

KING, R. P.; PARK, T. A. Modeling Productivity in Supermarket Operations: Incorporating the Impacts of Store Characteristics and Information Technologies. **Journal of Food Distribution Research**, [s.l.], v. 35, n. 2, p. 42-55, jul 2004.

KLJUCNIKOV, A. *et al.* Organizational, local, and global innovativeness of family-owned SMEs depending on firm-individual level characteristics: evidence from the Czech Republic. **Equilibrium. Quarterly Journal of Economics and Economic Policy**, [s.l.], v. 16, n. 1, p.169-184, 2021.

KOLKOVA, A.; KLJUCNIKOV, A. Demand forecasting: an alternative approach based on technical indicator Pbands. **Oeconomia Copernicana**, [s.l.], v. 12, n. 4, p. 863-894, 2021.

KOROL, T.; KORODI, A. Predicting bankruptcy with the use of macroeconomic variables. **Economic computation and economic cybernetics studies and research**, [s.l.], v. 44, p. 201-221, 2010.

KOVACOVA, M. C.; KLIESTIK, T. Logit and probit application for the prediction of bankruptcy in Slovak companies. **Equilibrium. Quarterly Journal of Economics and Economy Policy**, [s.l.], v. 12, n. 4, p. 775-791, 2017.

KRISTÓF, T. **A mesterséges neurális hálók a jövő kutatás szolgálatában.** Budapest: Futures Studies Department, Corvinus University of Budapest, 2002.

KRSTIĆ, B. D.; SEKULIĆ, V. M. **Upravljanje performansama preduzeća.** [s.l.]: Ekonomski fakultet, Niš, 2007.

KRSTIĆ, B.; BONIĆ, Lj. **Upravljanje vrednošću za vlasnike.** Niš: Ekonomski fakultet, 2013.

KUMAR, P. R.; RAVI, V. Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and inteligente techniques – A review. **European Journal of Operational Research**, [s.l.], v. 180, n. 1, p. 1-28, jul 2007.

KWON Y.; HAN I.; LEE K. Ordinal pairwise partitioning (OPP) approach to neural networks training in bond rating. **Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management**, [s.l.], v. 6, p. 23-40, 1997.

LAILA, N.; RUSMITA, S. A.; CAHYONO, E. F.; AZMAN-SAINI, W. N. W. The role of financial factors and non-financial factors on corporate bond and sukuk rating Indonesia. **Journal of Islamic Accounting and Business Research**, [s.l.], v. 12, n. 8, p. 1077-1104, 2020.

LAKSHAN, A. I.; WIJEKOON, W. M. H. N. The use of financial ratios in predicting corporate failure in Sri Lanka. **GSTF Journal on Business Review**, [s.l.], v. 2, n. 4, p. 37-43, 2013.

LAM, M. Neural network techniques for financial performance prediction: integrating fundamental and technical analysis. **Decision support systems**, [s.l.], v. 37, n. 4, p. 567-581, set 2004.

LAMONT, O.; POLK, C.; SAA-REQUEJO, J. Financial constraints and stock returns, **Review of Financial Studies**, [s.l.], v. 14, n. 2, pp. 529-554, 2001.

LEE, S.; CHOI, W. S. A multi-industry bankruptcy prediction model using back-propagation neural network and multivariate discriminant analysis. **Expert Systems with Applications**, [s.l.], v. 40, p. 2941-2946, jun 2013.

LEE, Y. C. Application of Support Vector Machines to Corporate Credit Rating Prediction. **Expert Systems with Applications**, [s.l.], v. 33, n. 1, p. 67-74, jul 2007.

LEHMANN, B. "Is it worth the while? The relevance of qualitative information in credit rating". **SSRN Working Paper Series**, 2003. Disponível em: [https://papers.ssrn.com/sol3/Delivery.cfm/SSRN\\_ID410186\\_code030611670.pdf?abstractid=410186&mirid=1](https://papers.ssrn.com/sol3/Delivery.cfm/SSRN_ID410186_code030611670.pdf?abstractid=410186&mirid=1) Acesso em: 01 jun 2024.

LESHEM, S.; TRAFFORD, V. Overlooking the conceptual framework. **Innovations in Education and Teaching International**, [s.l.], v. 44, n. 1, p. 93-105, jan 2007.

LESHNO, M.; SPECTOR, Y. Neural network prediction analysis: The bankruptcy case. **Neurocomputing**, [s.l.], v. 10, n. 2, p. 125-147, mar 1996.

LEVRATTO, N. From failure to corporate bankruptcy: A review. **Journal of Innovation and Entrepreneurship**, [s.l.], v. 2, n. 20, p. 1-15, dez 2013.

LEWARU, T. S.; LOUPATTY, L. G Prediction of Financial Distress as The Impact of The Covid-19 Pandemic On Trade, Services And Investment Companies In Indonesia Using Altman Z-Score Discriminant Analysis (Study on The Indonesia Stock Exchange). **International journal of Multiscience**, Surakarta, v. 2, v. 8, p. 1-20, nov 2021.

LEWY, M.; WEITZ, B. **Administração de varejo**. São Paulo: Atlas, 2000.

LI, L.; FAFF, R. Predicting corporate bankruptcy: What matters? **International Review of Economics & Finance**, [s.l.], v. 62, p. 1-19, jul 2019.

LIAHMAD, K. R.; UTAMI, Y. P.; SITOMPUL, S. Financial factors and non-financial to financial distress insurance companies that listed in Indonesia stock exchange. **Budapest International Research and Critics Institute (BIRCI-Journal): Humanities and Social Sciences**, [s.l.], v. 4, n. 1, p. 1305-1312, fev 2021.

LIAO, Q.; MEHDIAN, S. Measuring financial distress and predicting corporate bankruptcy: An index approach. **Review of Economic and Business Studies**, [s.l.], v. 9, n. 1, p. 33- 51, 2016.

LIMA, F. G.; PAULINO, C. T.; FÁVERO, L. P. L. ESG e *Machine Learning*: O impacto na previsão de insolvência de empresas brasileiras. **CONTABILOMETRIA – Brazilian**

**Journal of Quantitative Methods Applied to Accounting**, [s.l.], v. 11, n. 1, p. 86-101, jan - jun 2024.

LIN, S. L. A New Two-Stage Hybrid Approach of Credit Risk in Banking Industry. **Expert Systems with Applications**, [s.l.], v. 36, n. 4, p. 8333-8341, mai 2009.

LINARDI, F. M. Investors' behavior and mutual fund portfolio allocations in Brazil during the global financial crisis. **Latin American Journal of Central Banking**, [s.l.], v. 1, n. 1, p.100007, 2020.

LOPES, A. E. M. P.; DO ROSÁRIO, E. L. C. Desenvolvimento econômico municipal: uma análise do Índice Firjan de Desenvolvimento Municipal–IFDM e PIB per capita do município de Parauapebas–PA. **Cadernos CEPEC**, [s.l.], v. 11, n. 1, 2022.

LÖSCH, A. **The economics of localization**. Nova Haven: Yale University Press, 1954.

LUCIANA S. A. Analisis Faktor-faktor yang Mempengaruhi Kondisi Financial distress Suatu Perusahaan yang Terdaftar di Bursa Efek Jakarta, **Jurnal Riset Akuntansi Indonesia (JRAI)**, [s.l.], v. 7, n. 1, p. 1-22, 2004.

LUKASON, O. Firm bankruptcies and violations of law: An analysis of different offences. *In*: VISSAK, T.; VADI, M. (eds.). **(Dis)honesty in management** (Advanced series in management,). [s.l.]: Emerald Group Publishing Limited, 2013. v. 10. p. 127-146

LUI, L. *et al.* Disparidades e heterogeneidades das medidas adotadas pelos municípios brasileiros no enfrentamento à pandemia de Covid-19. **Trabalho, Educação e Saúde, Rio de Janeiro**, [s.l.], v. 19, e00319151, 2021.

LUO, X.; BHATTACHARYA, C. B. Corporate social responsibility, customer satisfaction, and market value. **Journal of Marketing**, [s.l.], v. 70, n. 4, p. 1-18, out 2006.

LYOCSA, S. *et al.* Default or profit scoring credit systems? Evidence from European and US peer-to-peer lending markets. **Financial Innovation**, [s.l.], v. 8, n. 1, p. 32, abr 2022.

MADRID-GUIJARRO, A.; GARCIA-PEREZ-DE-LEMA, D.; VAN AUKEN, H. An analysis of non-financial factors associated with financial distress, **Entrepreneurship & Regional Development**, [s.l.], v. 23, n. 3 - 4, p. 159-186, mar 2011.

MADUREIRA, E. M. P. Desenvolvimento Regional: Principais Teorias. **Revista Thêma et Scientia**, [s.l.], v. 5, n. 2, p. 8-23, 2015.

MAHOMED, Z.; RAMADILLI, S.; ARIFF, M. Sukuk announcement effects during financial crisis: the case for Indonesia. **Journal of Islamic Accounting and Business Research**, [s.l.], v. 9, n. 4, p. 567-586, jul 2018.

MAIER, F.; YURTOGLU, B. B. Board Characteristics and the Insolvency Risk of Non-Financial Firms. **Journal of Risk and Financial Management**, [s.l.], v. 15, n. 303, p. 303, jul 2022.

MALDONADO, S.; PÉREZ, J.; BRAVO, C. Cost-based feature selection for support vector machines – an application in credit scoring. **European Journal of Operational Research**, [s.l.], v. 261, n. 2, p.656-665, set 2017.

MANASEER, S. R.; OSHAIBAT, S. D. Validity of Altman Z-Score Model to Predict Financial Failure: Evidence from Jordan. **International Journal of Economics and Finance**, [s.l.], v. 10, n. 8, p.181-189, jul 2018.

MANSOURI, A.; NAZARI, A.; RAMAZANI, M. A comparison of artificial neural network model and logistics regression in prediction of companies' bankruptcy (A case study of Tehran stock exchange). **International Journal of Advanced Computer Research**, [s.l.], v. 6, n. 64, p. 81-92, jun 2016.

MARAIS, M. L.; PATELL, J. M.; WOLFSON, M. A. The experimental design of classification models: An application of recursive partitioning and bootstrapping to commercial bank loan classifications. **Journal of Accounting Research**, [s.l.], v. 22, p. 87-114, 1984.

MARCINKEVICIUS, R.; KANAPICKIENE, R. Bankruptcy prediction in the sector of construction in Lithuania. **Procedia Social And Behavioral Sciences**, [s.l.], v. 156, p. 553-557, nov 2014.

MARGININGSIH, R. Financial Distress Analysis Using The Altman Z-Score Method For Retail Companies During The Covid-19 Pandemic. **Enrichment: Journal of Management**, [s.l.], v. 12, n. 2, p. 1796-1803, mai 2022.

MÁRIO, P. do C. **Contribuição ao estudo da solvência empresarial: Um modelo de previsão – estudo exploratório aplicado a empresas mineradoras**. Orientador: Prof. Dr. Luiz Nelson G. de Carvalho. 2002. 209 f. Dissertação (Mestrado em Controladoria e Contabilidade) - Universidade de São Paulo, São Paulo, 2002.

MARSHALL, A. **Princípios de Economia**. São Paulo: Nova Cultural, 1996. v. 1. 368 p

MARTIN, D. Early Warning of Bank Failure: A Logit Regression Approach. **Journal of Banking and Finance**, [s.l.], v. 1, p. 249-276, nov 1977.

MAS'UD, I.; SRENGGA, R. M. Analisa Ratio Keuangan Untuk Memprediksi Kondisi Financial Distress Perusahaan Manufaktur yang Terdaftar di Bursa Efek Indonesia. **E-Journal Universitas Jember**, [s.l.], v. 10, n. 2, p. 139-154, 2012.

MASDIANTINI, P. R.; WARASNIASIH, N. M. S. Laporan Keuangan dan Prediksi Kebangkrutan Perusahaan. **JIA - Jurnal Ilmiah Akuntansi**, [s.l.], v. 5, n. 1, p. 196-220, jun 2020.

MAY, T. **Social research: issues, methods and process**. Buckingham: Open University Press, 1993.

MCKEE, T. E. Altman's 1968 bankruptcy prediction model revisited via genetic programming: New wine from an old bottle or a better fermentation process? **Journal of Emerging Technologies in Accounting**, [s.l.], v. 4, p. 87-101, dez 2007.



MCKEE, T.; LENSBERG, T. Genetic programming and rough sets: A hybrid approach to bankruptcy prediction, **European Journal of Operational Research**, [s.l.], v. 138, p. 436-451, abr 2002.

MENDES, I. O. V.; FREGA, J. R.; SILVA, W. V. Fatores Determinantes para Definição de Modelos de Previsão de Insolvência: Uma revisão de Paradigma. **Cadernos da Escola de Negócios**, Curitiba, v. 1, n. 12, p. 39-54, 2014.

MENSAH, Y. M. An examination of the stationarity of multivariate bankruptcy prediction models: A methodological study. **Journal of Accounting Research**, [s.l.], v. 22, n. 1, p. 380-395, 1984.

MERKEVICIUS, E.; GARŠVA, G; GIRDZIJAUSKAS, S. A Hybrid SOM-Altman Model for Bankruptcy Prediction. **International Conference on Computational Science**, [s.l.], v. 3994, p. 364-371, 2006.

MERVIN, C. L. Financing small corporations: In five manufacturing industries, 1926-1936. **National Bureau Economic research**, [s.l.], jan 1942.

MESQUITA, J. M. C.; LARA, J. E. O preço como fator de diferenciação: análise do setor supermercadista. **Revista de Administração – USP**, São Paulo, v. 42, n. 1, p. 42-51, jan - mar 2007.

METZKER, Z. *et al.* The perception of SMEs bankruptcy concerning CSR implementation. **International Journal of Entrepreneurial Knowledge**, [s.l.], v. 9, n. 2, p. 85-95, dez 2021.

MIHALOVIC, M. Performance comparison of multiple discriminant analysis and logit models in bankruptcy prediction. **Economics and Sociology**, [s.l.], v. 9, n. 4, p. 101-118, 2016.

MIJID, N.; BERNASEK, A. Gender and the credit rationing of small businesses. **The Social Science Journal**, [s.l.], v. 50, n. 1, p. 55-65, mar 2013.

MILERIS, R.; BOGUSLAUSKAS, V. Credit Risk Estimation Model Development Process: Main Steps and Model Improvement. **Inzinerine Ekonomika - Engineering Economics**, [s.l.], v. 22, n. 2, p. 126-133, 2011.

MIN, J. H.; LEE, Y. C. A Practical Approach to Credit Scoring. **Expert Systems with Applications**, [s.l.], v. 35, n. 4, p. 1762-1770, nov 2008.

MOORE, C. L.; HILL, J. M. Interregional arbitrage and the supply of loanable funds. **Journal of Regional Science**, [s.l.], v. 22, p. 499-512, 1982.

MOREIRA, R. Da região à rede e ao lugar: a nova realidade e o novo olhar geográfico sobre o mundo. **Revista Eletrônica de Ciências Humanas e Sociais**, [s.l.], v. 1, n. 3, p. 55-70, jun 2007.

MOULA, F. E.; CHI, G.; ABEDIN, M. Z. Credit default prediction modeling: an application of support vector machines. **Risk Management**, [s.l.], v. 19, n. 2, p. 158-187, fev 2017.

MOURA, D. P.; JESUS, R. N.; SILVA, F. M. Quantificação das Demonstrações Contábeis Divulgadas de Forma Voluntária por Empresas que não são obrigadas a Divulgação. **Gestão Contemporânea: Revista de Negócios do Cesuca**, [s.l.], v. 6, n. 7, p. 152-168, nov 2022.

MULLER, G. H.; STEYN-BRUWER, B. W.; HAMMAN, W. D. Predicting financial distress of companies listed on JSE – A comparison of techniques, **South African Journal of Business & Management**, [s.l.], v. 40, n. 1, p. 21-32, mar 2009.

MUÑOZ N. *et al.* Does audit report information improve financial distress prediction over Altman's traditional Z-score model? **Journal of International Financial Management & Accounting**, [s.l.], v. 31, n. 1, p. 65-97, set 2019.

MYRDAL, G. **Teoria Econômica e Regiões Subdesenvolvidas**. Lisboa: Editora Saga, 1965. 240 p.

NAM, C. W. *et al.* Bankruptcy prediction using a discrete-time duration model incorporating temporal macroeconomic dependencies. **Journal of Forecasting**, [s.l.], v. 27, p. 493-506, 2008.

NAM, J.-H.; JINN, T. Bankruptcy prediction: Evidence from Korean listed companies during the IMF crisis. **Journal of International Financial Management & Accounting**, [s.l.], v. 11, n. 3, p. 178-197, 2000.

NANAYAKKARA, K. G. M.; AZEEZ, A. A. Predicting corporate financial distress in Sri Lanka: An extension to z-score model. **International Journal of Business and Social Research**, [s.l.], v. 5, n. 3, p. 41-56, 2015.

NEVES, J. C.; VIEIRA, A. Improving bankruptcy prediction with hidden layer learning vector quantization. **European Accounting Review**, [s.l.], v. 15, n. 2, p. 253-271, 2006.

NIKLIS, D.; DOUMPOS, M.; ZOPOUNIDIS, C. Combining market and accounting-based models for credit scoring using a classification scheme based on support vector machines. **Applied Mathematics and Computation**, [s.l.], v. 234, n. C, p. 69-81, mai 2014.

NIKOLIC, N.; ZARKIC-JOKSIMOVIC, N.; STOJANOVSKI, D.; JOKSIMOVIC, I. The application of brute force logistic regression to corporate credit scoring models: evidence from Serbian financial statements. **Expert Systems with Applications**, [s.l.], v. 40, n. 15, p. 5932-5944, nov 2013.

NINH, B. P. V.; THANH, T. D.; HONG, D. V. Financial distress and bankruptcy prediction: an appropriate model for listed firms in Vietnam. **Economic Systems**, [s.l.], v. 42, n. 4, p. 616-624, dez 2018.

NOGA, T.; ADAMOWICZ, K. Forecasting bankruptcy in the wood industry. **European Journal of Wood and Wood Products**, [s.l.], v. 79, p. 735-743, 2021.

NORTH, D.C. Location Theory and Regional Economic Growth. **Journal of Political Economy**, [s.l.], v. 63, n. 3, p. 243-258, jun 1955.

NUNES FILHO, R. Os dados oficiais do setor supermercadista. **SUPERHIPER**, São Paulo, v. 48, n. 547, maio 2022.

ODERDA, G.; DACOROGNA, M.; JUNG, T. Credit risk models: Do they deliver their promises? A quantitative assessment. **Review of Banking, Finance and Monetary Economics**, [s.l.], v. 32, p. 177-195, dez 2003.

ODOM, M. D.; SHARDA, R. A neural network model for bankruptcy prediction. **1990 IJCNN International Joint Conference on Neural Networks**, San Diego, v. 2, p. 163-168, jun 1990.

OHLSON, J. A. Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. **Journal of Accounting Research**, [s.l.], v. 18, n. 1, p. 109-131, 1980.

OOGHE, H.; SPAENJERS, C.; VANDERMOERE, P. Business failure prediction: Simple-intuitive models versus statistical models. **The IUP Journal of Business Strategy**, [s.l.], v. 6, n. 3-4, p. 7-44, 2009.

PACHECO, L. SMEs probability of default: The case of the hospitality sector. **Tourism and Management Studies**, Faro, v. 11, n. 1, p. 153-159, 2015.

PACHECO, L. *et al.* Probability of Corporate Bankruptcy: Application to Portuguese Manufacturing Industry SMES. **International Journal of Business and Society**, [s.l.], v. 23, n. 2, p. 1169-1189, 2022.

PAELINCK, J. La théorie de développement regional polarisé. **Cahiers de l'Institut de Science Economique Appliquée**, [s.l.], v. 15, n. 159, p. 548, 1965.

PALEOLOGO, G.; ELISSEEFF, A.; ANTONINI, G. Subagging for Credit Scoring Models. **European Journal of Operational Research**, [s.l.], v. 201, n. 2, p. 490-499, mar 2010.

PANG, J.; KOGEL, M. Retail Bankruptcy Prediction. **American Journal of Economics and Business Administration**, [s.l.], v. 5, n. 1, p. 29-46, 2013.

PANIGRAHI, A. Validity of Altman's "Z" score model in predicting financial distress of pharmaceutical companies. **NMIMS Journals of Economics and Public Policy**, [s.l.], v. 4, n. 1, p. 65-73, fev 2019.

PANTOJA-AGUILAR, M. P. *et al.* Evaluando el modelo de Puntuación Z' de Altman para determinar su nivel de precisión en empresas mexicanas. **Revista de Investigación de la Universidad De La Salle Bajío**, [s.l.], v. 13, n. 3, p. 1-25, 2021.

PAOLONE, F.; KESGIN, S. S. Insolvency prediction in manufacturing firms. A comparative study between Italy and Turkey. **International Journal of Technical Research and Applications**, [s.l.], v. 4, n. 1, p. 200-211, jan - fev 2016.

PAPAIKONOMOU, V. L. Credit rating agencies and global financial crisis: Need for a paradigm. **Studies in Economics and Finance**, [s.l.], v. 27, n. 2, p. 161-174, jun 2010.

PAPANA, A.; SPYRIDOU, A. Bankruptcy prediction: the case of the Greek market. **Forecasting**, [s.l.], v. 2, n. 4, p. 505-525, dez 2020.

PAPÍK, M.; PAPÍKOVÁ, L. Impacts of crisis on SME bankruptcy prediction models' performance. **Expert Systems With Applications**, [s.l.], v. 214, p. 119072, mar 2023.

PARENTE, J. **Varejo no Brasil: gestão e estratégia**. São Paulo: Atlas, 2000.

PARENTE, J.; KATO, H. T. ÁREA DE INFLUÊNCIA: um estudo no varejo de supermercados. **Revista de Administração de Empresas – RAE**, [s.l.], v. 41, n. 2, p. 46-53, jun 2001.

PARK, C. S.; HAN, I. A case-based reasoning with the feature weights derived by analytic hierarchy process for bankruptcy prediction. **Expert Systems with Applications**, [s.l.], v. 23, n. 3, p. 255-264, out 2002.

PARK, J. Corruption, soundness of the banking sector, and economic growth: A cross-country study. **Journal of international money and Finance**, [s.l.], v. 31, n. 5, p. 907-929, set 2012.

PATRA, J. C.; PAL, R. N.; CHATTERJI, B. N.; PANDA, G. Identification of nonlinear dynamic systems using functional link artificial neural networks. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)**, [s.l.], v. 29, n. 2, p.254-262, abr 1999.

PEAK, C.; DAI, Q. D. Environmental issues as a part of sustainability and how the impact financial performance. **Journal of Global Business Issues**, [s.l.], v. 5, n. 2, p. 49-53, 2011.

PEAT, M.; JONES, S. Using neural nets to combine information sets in corporate bankruptcy prediction. **Intelligent Systems in Accounting Finance & Management**, [s.l.], v. 19, n. 2, p. 90-101, fev 2012.

PEEL, M. J.; PEEL, D. A.; Pope, P. F. Predicting Corporate Failure – Some Results for the UK Corporate Sector, **Omega International Journal of Management Science**, [s.l.], v. 14, n. 1, p. 5-12, 1986.

PEREIRA, V. S.; MARTINS, V. F. Estudos de previsão de falências - uma revisão das publicações internacionais e brasileiras de 1930 a 2015. **Revista Contemporânea de Contabilidade**, [s.l.], v. 12, n. 26, p. 163-196, 2015.

PERROUX, F. **A Economia do Século XX**. Lisboa: Livraria Moraes Editora, 1967. 755 p.

PERROUX, F. Economic Space: Theory and Applications. **The Quarterly Journal of Economics**, [s.l.], v. 64, n. 1, p. 90-97, fev 1950.

PERROUX, F. Note sur la notion de pôle de croissance. **Economic Appliquée**, [s.l.], v. 8, n. 1, p. 307-320, 1955.

PERVAN, I.; KUVEK, T. The relative importance of financial ratios and nonfinancial variables in predicting of insolvency, **Croatian Operational Research Review**, [s.l.], v. 4, p. 187-198, fev 2013.

PERVAN, I.; PERVAN, M.; VUKOJA, B. Prediction of company bankruptcy using statistical techniques - Case of Croatia. **Croatian Operational Research Review**, [s.l.], v. 2, p. 158-167, fev 2011.

PICK, V. L.; DIESEL, L.; SELLITTO, M. A. Influência Dos Sistemas De Informação Na Gestão De Estoques Em Pequenos E Médios Supermercados. **Revista Produção Online**, [s.l.], v. 11, n. 2, p. 319-343, mai 2011.

PINHEIRO, L. E. T. *et al.* Validação de Modelos Brasileiro de Previsão de Insolvência. **Contabilidade Vista & Revista**, [s.l.], v. 18, n. 4, p. 83-103, out - dez 2007.

PLATT, H. D.; PLATT, M. B. Development of a class of stable predictive variables: The case of bankruptcy prediction. **Journal of Business Finance and Accounting**, [s.l.], v. 17, n. 1, p. 31-51, mar 1990.

PLATT, H. D.; PLATT, M. B. Predicting corporate financial distress: Reflection on choice-based sample bias. **Journal of Economic and Finance**, [s.l.], v. 26, n. 2, p. 184-219, jun 2002.

PLATT, H. D.; PLATT, M. B.; PEDERSEN, J. G. Bankruptcy prediction with real variables. **Journal of Business Finance & Accounting**, [s.l.], v. 21, n. 4, p. 491-510, jun 1994.

POSTON, K. M.; HARMON, K.; GRAMLICH, J. D. A test of financial ratios as predictors of turnaround versus failure among financially distressed firms. **Journal of Applied Business Research**, [s.l.], v. 10, n. 1, p. 41-56, 1994.

POZORSKA, J.; SCHERER, M. Company bankruptcy prediction with neural networks. *In*: RUTKOWSKI, L. *et al.* Zurada (eds). **Artificial intelligence and soft computing. Lecture notes in computer science**. [s.l.]: Cham, 2018.

PRADO, P. H. M.; MARCHETTI, R. Excelência em Supermercados: a dimensão da satisfação do consumidor. **Revista de Administração**, São Paulo, v. 32, n. 2, p. 58-64, abr - jun 1997.

PRASETIYANI, E.; SOFYAN, M. Bankruptcy analysis using Altman Z-score model and Springate model in retail trading company listed in Indonesia Stock Exchange. **Ikomata International Journal of Tax & Accounting**, [s.l.], v. 1, n. 3, p. 139-144, jul 2020.

PRASETYO, V. R.; WIDYAWATI, D. Pengaruh Prediksi Kebangkrutan yang Dihitung Dengan Z-Score dan S-Score terhadap Harga Saham pada Perusahaan Food and Beverage. **Jurnal Ilmu dan Riset Akuntansi (JIRA)**, [s.l.], v. 9, n. 7, 2020.

PRIVARA, A.; RIEVAJOVÁ, E. Migration governance in Slovakia during the COVID-19 crisis. **Migration Letters**, [s.l.], v. 18, n. 3, p. 331-338, 2021.

PROGRESSIVE GROCER. **Annual Report of the Grocery Industry**. Stamford: Progressive Grocer Associates, 1991.

PSARSKA, M.; HASKOVA, S.; MACHOVA, V. Performance management in small and medium-sized manufacturing enterprises operating in automotive in the context of future changes and challenges in SR. **Journal of Interdisciplinary Research**, [s.l.], v. 9, n. 2, p. 281-287, 2019.

PSILLAKI, M.; TSOLAS, I. E.; MARGARITIS, D. Evaluation of Credit Risk Based on Firm Performance. **European Journal of Operational Research**, [s.l.], v. 201, n. 3, p. 873-881, mar 2010.

PTAK-CHMIELEWSKA, A. Predicting micro-enterprise failures using data mining techniques. **Journal of Risk and Financial Management**, [s.l.], v. 12, n. 1, p. 30, fev 2019.

PTAK-CHMIELEWSKA, A.; MATUSZYK, A. The importance of financial and non-financial ratios in SMEs bankruptcy prediction. **Bank i Kredyt**, [s.l.], v. 49, n. 1, p. 45-62, 2018.

PUNCH, K. F. **Developing effective research proposal**. Londres: Sage, 2000.

QIAN, H.; WANG, B.; YUAN, M.; GAO, S.; SONG, Y. Financial distress prediction using a corrected feature selection measure and gradient boosted decision tree. **Expert Systems with Applications**, [s.l.], v. 190, p. 116202, mar 2022.

RASHID, M. K. *et al.* Significance of Financial and Non Financial Information on Credit Rating: An Empirical Study on Banking and Insurance Sectors of Pakistan. **Journal of Accounting and Finance in Emerging Economies**, [s.l.], v. 7, n. 3, p. 757-765, set 2021.

RAUH, T. R. Early warning systems for troubled retailers. **Commercial Lending Review**, [s.l.], v. 5, n. 1, p. 59-69, 1990.

REISZ, A. S.; PERLICH, C. A market-based framework for bankruptcy prediction. **Journal of Financial Stability**, [s.l.], v. 3, n. 2, p. 85-131, jul 2007.

RICO, M.; CANTARERO, S.; PUIG, F. Regional Disparities and Spatial Dependence of Bankruptcy in Spain. **Mathematics**, [s.l.], v. 9, p. 2-20, abr 2021.

RILEY, R. A.; PEARSON, T. A.; TROMPETER, G. T. The value relevance of non-financial performance variables and accounting information: the case of the airline industry. **Journal of Accounting and Public Policy**, [s.l.], v. 22, n. 3, p. 231-254, mai - jun 2003.

ROBERTS, R. B.; FISHKIND, H. The role of monetary forces in regional economic activity: an econometric simulation analysis. **Journal of Regional Science**, [s.l.], v. 19, p. 15-19, 1979.

ROBSON, C. **Real world research**. Blackwell: Oxford, 1993.

RODRIGUES JUNIOR, M. M.; SILVA, T. P.; HEIN, N. O uso do índice de força relativa em indicadores financeiros: Um estudo sobre a previsão de insolvência de empresas. *In*: XXXII

Encontro Nacional de Engenharia de Produção, 32., 2012, Bento Gonçalves, 2012. **Anais...** Bento Gonçalves, 2012.

RODRIGUEZ-FUENTES, C. J. El papel del sistema bancario en el desarrollo regional. ¿Reparto o creación d crédito? **Estudios Regionales**, [s.l.], v. 47, p. 117-139, 1997.

ROGERS, P.; ROGERS, D.; SECURATO, J. R. About psychological variables in credit scoring models. **RAE – Revista de Administração de Empresas**, São Paulo, v. 55, n. 1, p. 38-49, jan - fev2015.

ROQUE, D. I.; CARRERO, A. C. Detección de insolvencia financeira mediante el modelo Z-Altman em empresas colombianas no cotizantes durante el periodo 2016-2019. **Contabilidad Y Negocios**, [s.l.], v. 17, n. 33, p. 167-192, 2022.

ROSE, D. Bankruptcy risk, firm-specific managerial human capital, and diversification. **Review of Industrial Organisation**, [s.l.], v. 7, p. 65-73, mar1992.

SALSABILA, N. B.; WAHYUDI, W. Analisis Kinerja Keuangan Perusahaan dengan Menggunakan Altman Z Score dan Pengaruhnya Terhadap Harga Saham. **EQUITY: Jurnal Ekonomi, Manajemen, Akuntansi**, [s.l.], v. 22, n. 1, p. 75-89, 2017.

SANTOS, K. F.; CARMONA, C. U. M.; LEISMANN, E. L. Gerenciamento do Risco de Crédito em Micro e Pequenas Empresas: Recortes Teórico-Empíricos. **Revista da Micro e Pequena Empresa**, Campo Limpo Paulista, v. 3, n. 3, p. 83-95, jan - abr 2010.

SARAIVA, A. Efeito instantâneo da crise sobre o varejo. **Estadão**, 2020. Disponível em <https://www.estadao.com.br/opiniao/efeito-instantaneo-da-crise-sobre-o-varejo/>. Acesso em 30/01/2024.

SARI, K. R. *et al.* Prediction of Bankruptcy Risk Using Financial Distress Analysis. **Golden Ratio of Finance Management**, [s.l.], v. 2, n. 2, p. 77-86, 2022.

SARLIJA, N.; JEGER, M. Comparing financial distress prediction models before and during recession. **Croatian Operational Research Review**, [s.l.], v. 2, p. 133-142, 2011.

SARTORI, F.; MAZZUCHELLI, A.; DI GREGORIO, A. Bankruptcy forecasting using case-based reasoning: the CRePERIE approach. **Expert Systems with Applications**, [s.l.], v. 64, p. 400-411, dez 2016.

SCHALCK, C. h.; SCHALCK, M. Predicting French SME failures: New evidence from machine learning techniques. **Applied Economics**, [s.l.], v. 51, n. 53, p. 5948-5963, ago 2021.

SEGOVIA-VARGAS, M. J.; CAMACHO-MIÑANO, M. del M. ¿Qué indicadores económico-financieros podrían condicionar la decisión del experto independiente sobre la supervivencia de una empresa en su fase preconcursal? Evidência empírica en España. **Cuadernos de Contabilidad**, Bogotá, v. 13, p. 97-119, jan - jun2012.

SETIANINGTYAS, H.; ARYANI, A.; RAHMAWATI, R. Value Relevance of Financial and Non-Financial Information to Investor Decision. **Global Business & Finance Review**, [s.l.], v. 20, n. 2, p. 95-104, 2015.

SETIAWAN, R. Financial Distress Analysis Using Altman Z-Score Model In Sharia Banking In Indonesia. **Iqthisoduna Jurnal Ekonomi Islam**, [s.l.], v. 10, n. 2, p. 105-122, 2021.

SHETTY, S. H.; VINCENT, T. N. The role of board independence and ownership structure in improving the efficacy of corporate financial distress prediction model: evidence from India. **Journal of Risk and Financial Management**, [s.l.], v. 14, n. 7, p. 333, jul 2021.

SHI, B.; CHI, G. A model for recognizing key factors and applications thereof to engineering, **Mathematical Problems in Engineering**, [s.l.], v. 2014, p. 1-9, jan 2014.

SHUMWAY, T. Forecasting bankruptcy more accurately: A simple hazard model. **The Journal of Business**, [s.l.], v. 74, n. 1, p. 101-124, jan 2001.

SICSÚ, A. L. **Credit Scoring**. São Paulo: Blucher, 2010.

SILVA, R. F. G.; BRITO, L. A. P. F. d.; VIEIRA, E. T. Crescimento econômico e desenvolvimento econômico: uma análise pelo FIRJAN e PIB Per Capita do município de São José dos Campos – SP. **Gestão e Desenvolvimento em Revista**, [s.l.], v. 2, n. 2, p. 59-68, jul.-dez., 2019.

SILVA, V. A. B.; SAMPAIO, J. O.; NETTO, H. G. Pedidos de Recuperação Judicial no Brasil: Uma Explicação com Variáveis Econômicas. **Revista Brasileira de Finanças**, Rio de Janeiro, v. 16, p. 429-454, nov 2018.

SINGH, B. P.; MISHRA, A. K. Re-estimation and comparisons of alternative accounting based bankruptcy prediction models for Indian companies. **Financial Innovation**, [s.l.], v. 2, n. 6, p. 1-28, jun 2016.

SINGH, M.; FAIRCLOTH, S.; NEJADMALAYERI, A. Capital market impact of product marketing strategy: Evidence from the relationship between advertising expenses and cost of capital. **Journal of the Academy of Marketing Science**, [s.l.], v. 33, n. 4, p. 432-444, 2005.

SITUM, M. The Age and Size of the firm as Relevant Predictors for Bankruptcy. **Journal of Applied Economics and Business**, [s.l.], v. 2, n. 1, p. 5-30, mar 2014.

SLAVICI, T.; MARIS, S.; PIRTEA, M. Usage of artificial neural networks for optimal bankruptcy forecasting. Case study: Eastern European small manufacturing enterprises. **Qual Quant**, [s.l.], v. 50, p. 385-398, 2016.

SOTERIOU, A.; ZENIOS, S. A. Operations, quality, and profitability in the provision of banking services. **Management Science**, [s.l.], v. 45, n. 9, p. 1221-1238, set 1999.

SPRENGERS, M. **Bankruptcy Prediction**. [s.l.]: 2005.

SPRINGATE, G. L. V. **Predicting the Possibility of Failure in a Canadian Firm**. (Unpublished MBA Research project). [s.l.]: Simon Fraser University, 1978.

SRIVASTAVA, R. K.; SHERVANI, T. A.; FAHEY, L. Market-based assets and shareholder value: A framework for analysis. **Journal of Marketing**, [s.l.], v. 62, n. 1, p. 2-18, jan 1998.



STABER, U. Spatial Proximity and Firm Survival in a Declining Industrial District: The Case of Knitwear Firms in Baden-Wurttemberg. **Regional Studies**, [s.l.], v. 35, n. 4, p. 329-341, 2001.

STANDARD & POOR'S. **Criteria for rating the global branded nondurable consumer products industry**. 2011a. Disponível em: <http://www.standardandpoors.com/prot/ratings/articles/en/eu/?articleType=HTML&assetID=1245303899075>. Acesso em: 01 jun 2024.

STANDARD & POOR'S. **What are credit ratings and how do they work?** 2011b. Disponível em: [http://img.en25.com/Web/StandardandPoors/SP\\_CreditRatingsGuide.pdf](http://img.en25.com/Web/StandardandPoors/SP_CreditRatingsGuide.pdf). Acesso em: 01 jun 2024.

STANIŠIĆ, N.; MIZDRAKOVIĆ, V.; KNEŽEVIĆ, G. Corporate Bankruptcy Prediction in the Republic of Serbia. **Industrija**, [s.l.], v. 41, n. 4, p. 145-159, 2013.

STASKO, A.; BIRZNIECE, I.; KEBERS, G. Development of bankruptcy prediction model for Latvian Companies. **Complex Systems Informatics and Modeling Quarterly**, Lursoft, v. 27, p. 45-59, jul 2021.

STEFANCIK, R.; NEMETHOVA, I.; SERESOVA, T. Securitisation of migration in the language of Slovak far-right populism. **Migration Letters**, [s.l.], v. 18, n. 6, p. 731, 2021.

STEFKO, R.; HORVATHOVA, J.; MOKRISOVA, M. Bankruptcy prediction with the use of data envelopment analysis: an empirical study of Slovak businesses. **Journal of Risk and Financial Management**, [s.l.], v. 13, n. 9, p. 212, set 2020.

STEFKO, R.; HORVATHOVA, J.; MOKRISOVA, M. The application of graphic methods and the DEA in predicting the risk of bankruptcy. **Journal of Risk and Financial Management**, [s.l.], v. 14, n. 5, p. 220, mai 2021.

STEHEL, V.; HORAK, J.; KRUCLICKY, T. Business performance assessment of small and medium-sized enterprises: evidence from the Czech Republic. **Problems and Perspectives in Management**, Sumy, v. 19, n. 3, p. 430-439, set 2021.

SUDIYATNO, B.; PUSPITASARI, E. Tobin's q dan Altman Z-Score sebagai indikator pengukuran kinerja perusahaan. **Kajian Akuntansi**, [s.l.], v. 2, n. 1, p. 9-21, 2010.

SUN, J.; FUJITA, H.; ZHENG, Y.; AI, W. Multi-class financial distress prediction based on support vector machines integrated with the decomposition and fusion methods. **Information Sciences**, [s.l.], v. 559, p. 153-170, jun 2021.

SUN, J.; LEE, Y. C.; LI, H.; HUANG, Q. H. Combining B&B-based hybrid feature selection and the imbalance-oriented multiple-classifier ensemble for imbalanced credit risk assessment. **Technological & Economic Development of Economy**, [s.l.], v. 21, n. 3, p. 351-378, mai 2015.

SUNG, T. K.; CHANG, N.; LEE, G. Dynamics of modeling in data mining: Interpretive approach to bankruptcy prediction. **Journal of Management Information Systems**, [s.l.], v. 16, n. 1, p. 63-85, 1999.

SWITZER, L. N.; TU, Q.; WANG, J. Corporate governance and default risk in financial firms over the post-financial crisis period: International evidence. **Journal of International Financial Markets, Institutions and Money**, [s.l.], v. 52, p. 196-210, jan 2018.

TAFFLER, R. J. Forecasting company failure in the UK using discriminant analysis and financial ratio data. **Journal of the Royal Statistical Society**, Londres, v. 145, n. 3, p. 342-358, mai 1982.

TAHU, G. P. Predicting Financial Distress of Construction Companies In Indonesia: A Comparison of Altman Z-Score And Springate Methods. International. **Journal of Sustainability, education, and Global Creative Economic (IJSEGCE)**, [s.l.], v. 2, n. 2, p. 7-12, 2019.

TARIGHI, H.; HOSSEINY, Z. N.; ABBASZADEH, M. R.; ZIMON, G.; HAGHIGHAT, D. How do financial distress risk and related party transactions affect financial reporting quality? Empirical evidence from Iran. **Risks**, [s.l.], v. 10, n. 3, p. 46, fev 2022.

TAYMAN, J.; POL, L. Retail site selection and geographic informations systems. **Journal of Applied Business Research**, [s.l.], v. 11, n. 2, p. 46-54, 1995.

THEODOSSIOU, P.; KAHYA, E.; SAIDI, R.; PHILIPPATOS, G. Financial distress and corporate acquisitions: Further empirical evidence. **Journal of Business Finance & Accounting**, [s.l.], v. 23, n. 5, p. 699-719, 1996.

THORNHILL, S.; AMIT, R. Learning about failure: Bankruptcy, firm age, and the resource-based view. **Organization Science**, [s.l.], v. 14, p. 497-509, out 2003.

TINOCO, M. H.; WILSON, N. Financial distress and bankruptcy prediction among listed companies using accounting, market and macroeconomic variables. **International Review of Financial Analysis**, [s.l.], v. 30, p. 394-419, dez 2013.

TOBLER, W. R. A computer movie simulating urban growth in the Detroit region. **Economic Geographic**, [s.l.], v. 46, p. 234-240, 1970.

TONG, Y.; SERRASQUEIRO, Z. Predictions of failure and financial distress: A study on Portuguese high and medium-high technology small and mid-sized enterprises. **Journal of International Studies**, [s.l.], v. 14, n. 2, p. 9-25, 2021.

TREACY, W. F.; CAREY, M. Credit risk rating systems at large US banks. **Journal of Banking and Finance**, [s.l.], v. 24, n. 1-2, p. 167-201, jan 2000.

TROACĂ, V. Models for Analyzing the Business Solvency under Economic Crisis Conditions. **Journal of Knowledge Management, Economics and Information Technology**, [s.l.], v. 3, n. 6, p. 1-27, dez 2013.

TSAI, C. F.; HUNG, C. Modeling credit scoring using neural network ensembles. **Kybernetes**, [s.l.], v. 43, n. 7, p. 1114-1123, jul 2014.

TURETSKY, H. F.; McEWEN, R. A. An empirical investigation of firm longevity: A model of the ex ante predictors of financial distress. **Review of Quantitative Finance and Accounting**, [s.l.], v. 16, p. 323-243, jun 2001.

TWALA, B. Multiple Classifier Application to Credit Risk Assessment. **Expert Systems with Applications**, [s.l.], v. 37, n. 4, p. 3326-3336, abr 2010.

UDO, G. Neural network performance on the bankruptcy classification problem. **Computers & industrial engineering**, [s.l.], v. 25, n. 1-4, p. 377-380, set 1993.

VALASKOVA, K.; DURANA, P.; ADAMKO, P.; JAROS, J. Financial compass for Slovak enterprises: modeling economic stability of agricultural entities. **Journal of Risk and Financial Management**, [s.l.], v. 13, n. 5, p. 92, mai 2020.

VALECKY, J.; SLIVKOVA, E. Microeconomic scoring model of Czech firms' bankruptcy. **Ekonomicka Revue. Central European Review of Economic Issues**, Ostrava, v. 15, p. 15-26, 2012.

VIRÁG, M. A csődmodellek jellegzetességei és története [Characteristics and history of bankruptcy models]. **Vezetéstudomány**, [s.l.], v. 35, n. 10, p. 24-32, 2004.

VIRÁG, M.; KRISTÓF, T. Az első hazai csődmodell újraszámítása neurális hálók segítségével [Recalculation of the first domestic bankruptcy model using neural networks]. **Közgazdasági Szemle**, [s.l.], v. 52, n. 2, p. 144-162, 2005.

VOCHOZKA, M.; VRBKA, J.; SULER, P. Bankruptcy or success? The effective prediction of a company's financial development using LSTM. **Sustainability**, [s.l.], v. 12, n. 18, p. 7529, set 2020.

von STEIN, J. H.; ZIEGLER, W. The Prognosis and Surveillance of Risks from Commercial Credit Borrowers, **Journal of Banking and Finance**, [s.l.], v. 8, p. 249- 268, jun 1984.

VON THÜNEN, J. H. **The isolated State**. Nova York: Pergamon Press, 1966.

WAHYUNINGSIH, T.; VENUSITA, L. Financial Analysis of Retail Companies Using the Altman, Springate, Zmijewski, Fulmer, And Grover Bankruptcy Prediction Models (Case Study of Retail Companies Listed on the Indonesia Stock Exchange for the Period 2019–2020). **Journal of Accounting, Entrepreneurship, and Financial Technology**, [s.l.], v. 3, n. 2, p. 149-168, abr 2022.

WALL, A. Study of Credit Barometrics. **Federal Reserve Bulletin**5, Washington, v. 5, n. 3, p. 229-243, mar 1919.

WANG, R.; ZHA, B. A research on the optimal design of BP neural network based on improved GEP. **International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence**, [s.l.], v. 33, n. 3, p. 1959007, 2019.

WEAVER, C. Regional Theory and Regionalism: Towards Rethinking The Regional Question. **Geoforum**, [s.l.], v. 9, p. 397-419, 1978.

- WEBER, A. **Theory of location of industries**. Chicago: University of Chicago Press, 1909.
- WEST, D. Neural network credit scoring models. **Computers & Operations Research**, [s.l.], v. 27, n. 1, p. 1131-1152, set 2000.
- WEST, D.; DELLANA, S.; QIAN, J. X. Neural network ensemble strategies for financial decision applications. **Computers & Operations Research**, [s.l.], v. 32, n. 10, p. 2543-2559, out 2005.
- WHITAKER, R. B. The early stages of financial distress. **Journal of Economics and Finance**, [s.l.], v. 23, p. 123-132, jun 1999.
- WHITED, T. M. Debt, liquidity constraints, and corporate investment: Evidence from panel data, **Journal of Finance**, [s.l.], v. 47, n. 4, p. 1425-1460, set 1992.
- WIJAYA, S. V.; ANANTADJAYA, S. P. D. Bankruptcy Prediction Model: An Industrial Study in Indonesian Publicly-Listed Firms During 1999-2010. **Review of Integrative Business & Economics Research**, Kuala Lumpur, v. 3, p. 13-41, mar 2014.
- WILSON, R. L.; SHARDA, R. Bankruptcy prediction using neural networks. **Decision Support Systems**, [s.l.], v. 11, n. 5, p. 545-557, jun 1994.
- WINAKOR, A.; SMITH, R. F. Changes in Financial structure of unsuccessful industrial companies. **Bureau of Business Research**, [s.l.], v. 51, 1935.
- WU, D.; MA, X.; OLSON, D. L. Financial distress prediction using integrated Z-score and multilayer perceptron neural networks. **Decision Support Systems**, [s.l.], v. 159, p. 113814, ago 2022.
- WU, J.; SONG, J.; ZENG, C. "An empirical evidence of small business financing in China", **Management Research News**, [s.l.], v. 31, n. 12, p. 959-75, out 2008.
- WU, Y.; GAUNT, C.; GRAY, S. A comparison of alternative bankruptcy prediction models. **Journal of Contemporary Accounting & Economics**, [s.l.], v. 6, n. 1, p. 34-45, jun 2010.
- XIE, C.; LUO, C.; YU, X. Financial distress prediction based on SVM and MDA methods: The case of Chinese listed companies. **Quality & Quantity**, v. 45, n. 3, p. 671-686, abr 2011.
- XU, M.; ZHANG, C. Bankruptcy prediction: The case of Japanese listed companies. **Review of accounting studies**, [s.l.], v. 14, p. b554-558, 2010.
- YAKUT, E.; ELMAS, B. Estimating financial failure of enterprises with data mining and discriminant analysis. **Journal of Afyon Kocatepe University Faculty of Economics and Administrative Sciences**, (C. XV, S. I), [s.l.], v. 26, p. 1-213, 2013.
- YEH, C.-C.; CHI, D.-J.; LIN, Y.-R. Going-concern prediction using hybrid random forests and rough set approach. **Information Sciences**, [s.l.], v. 254, p. 98-110, jan 2014.
- YIN, J., TIAN, L. Joint confidence region estimation for area under ROC curve and Youden index. **Stat Med**; [s.l.], v. 33, n. 6, p. 985-1000, mar 2014.

YIP, A. Y. N. Business failure prediction: a case-based reasoning approach. **Review of Pacific Basin Financial Markets and Policies**, [s.l.], v. 9, n. 3, p. 491-508, 2006.

YOO, Y. Non-Financial Environmental Responsibility Information, Information Environment, and Credit Ratings: Evidence from South Korea. **Sustainability**, [s.l.], v. 13, n. 1315, p. 1315, jan 2021.

YOON J. S.; KWON Y. S. A practical approach to bankruptcy prediction for small businesses: substituting the unavailable financial data for credit card sales information. **Expert Systems with Applications**, [s.l.], v. 37, p. 3624-3629, mai 2010.

YOUN, H.; GU, Z. Predict US restaurant firm failures: the artificial neural network model versus logistic regression model. **Tourism and Hospitality Research**, [s.l.], v. 10, n. 3, p. 171-187, jul 2010.

YOUNAS, N. *et al.* Corporate governance and financial distress: Asian emerging market perspective. **Corporate Governance: The International Journal of Business in Society**, [s.l.], v. 21, n. 4, p. 702-715, mai 2021.

YU, L.; WANG, S.; LAI, K. K. Credit Risk Assessment with a Multistage Neural Network Ensemble Learning Approach. **Expert Systems with Applications**, [s.l.], v. 34, n. 2, p. 1434-1444, fev 2008.

YU, S.; CHI, G.; JIANG, X. Credit rating system for small businesses using the K-S test to select an indicator system. **Management Decision**, [s.l.], v. 57, n. 1, p. 229-247, jan 2019.

YULIASTARY, E. C.; WIRAKUSUMA, M. G. Analysis financial distress dengan metode Z-Score Altman, Springate, Zmijewski. **E-Jurnal Akuntansi Universitas Udayana**, [s.l.], v. 6, p. 379-389, 2014.

ZAVGREN, C. V. Assessing the vulnerability to failure of American industrial firms: A logistic analysis. **Journal of Business Finance and Accounting**, [s.l.], v. 12, n. 1, p. 19-45, 1985.

ZHANG, G. *et al.* Artificial neural networks in bankruptcy prediction: General framework and cross-validation analysis. **European Journal of Operational Research**, [s.l.], v. 116, n. 1, p. 16-32, jul 1999.

ZMIJEWSKI, M. E. Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. **Journal of Accounting Research**, [s.l.], v. 22, p. 59-82, 1984.