

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO E CONTABILIDADE DE
RIBEIRÃO PRETO
DEPARTAMENTO DE CONTABILIDADE
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CONTROLADORIA E CONTABILIDADE

Carolina Trinca Paulino

Recuperação judicial: um estudo sobre os indicadores determinantes da recuperação de
empresas brasileiras

Orientador: Prof. Dr. Fabiano Guasti Lima

Ribeirão Preto

2023

Prof. Dr. Carlos Gilberto Carlotti Junior
Reitor da Universidade de São Paulo

Prof. Dr. Fabio Augusto Reis Gomes
Diretor da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto

Prof. Dr. Carlos Alberto Grespan Bonacim
Chefe do Departamento de Contabilidade

CAROLINA TRINCA PAULINO

Recuperação judicial: um estudo sobre os indicadores determinantes da recuperação de empresas brasileiras

Versão Corrigida

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Controladoria e Contabilidade da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto, Universidade de São Paulo, para obtenção do título de Mestre em Ciências.

Orientador: Prof. Dr. Fabiano Guasti Lima

Ribeirão Preto

2023

Autorizo a reprodução e divulgação total ou parcial deste trabalho, por qualquer meio convencional ou eletrônico, para fins de estudo e pesquisa, desde que citada a fonte.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001.

FICHA CATALOGRÁFICA

Paulino, Carolina Trinca

Recuperação judicial: um estudo sobre os indicadores determinantes da recuperação de empresas brasileiras. Ribeirão Preto, 2023.

88 p. : il. ; 30 cm

Dissertação de Mestrado, apresentada à Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto/USP. Área de concentração: Contabilidade Financeira.

Orientador: Guasti Lima, Fabiano.

1. Recuperação Judicial. 2. Falência. 3. Indicadores Financeiros. 4. Variáveis de Valor. 5. ESG.

Nome: PAULINO, Carolina Trinca

Título: Recuperação judicial: um estudo sobre os indicadores determinantes da recuperação de empresas brasileiras

Dissertação apresentada à Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto da Universidade de São Paulo para obtenção do título de Mestre em Ciências.

Aprovado em:

Banca Examinadora

Prof. Dr. _____ Instituição: _____

Julgamento: _____ Assinatura: _____

Prof. Dr. _____ Instituição: _____

Julgamento: _____ Assinatura: _____

Prof. Dr. _____ Instituição: _____

Julgamento: _____ Assinatura: _____

AGRADECIMENTOS

Gostaria de agradecer a todos que estiveram ao meu lado ao longo desta jornada de pesquisa e aprendizado que resultou nesta dissertação de mestrado.

Primeiramente, gostaria de expressar meus agradecimentos aos docentes, funcionários e colegas do Programa de Pós-Graduação em Controladoria e Contabilidade da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto, cujo conhecimento, orientação e trocas de experiências foram cruciais para a minha formação. Cada aula e discussão acrescentaram profundidade às minhas ideias e enriqueceram minha visão acadêmica.

Em especial, quero estender meus agradecimentos ao Prof. Dr. Fabiano Guasti Lima. Sua orientação, sabedoria e disponibilidade foram fundamentais para o desenvolvimento desta dissertação. Cada interação foi um verdadeiro aprendizado, e sou grata pela paciência e pelo tempo dedicados a me orientar.

Quero agradecer imensamente à minha família que esteve ao meu lado em cada passo deste percurso desafiador. Agradeço principalmente aos meus pais pelo constante apoio e encorajamento em todos os momentos. A compreensão e o incentivo de vocês sempre me motivaram a persistir.

Aos meus amigos, que compartilharam risos, angústias e momentos preciosos, agradeço por estarem comigo nos dias difíceis e sempre me incentivarem. A companhia de vocês tornou essa jornada mais leve.

Em suma, esta dissertação não teria sido possível sem o apoio da minha família, o apoio inestimável dos amigos, a riqueza do conhecimento transmitido pelos docentes e, especialmente, a orientação magnífica do Prof. Fabiano. A todos vocês, meu sincero obrigada por fazerem parte deste marco na minha jornada acadêmica.

RESUMO

PAULINO, C. T. **Recuperação judicial e modelos de previsão: um estudo sobre os indicadores determinantes da recuperação de empresas brasileiras.** 2023. 88 f. Dissertação (Mestrado) – Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto, Universidade de São Paulo, Ribeirão Preto, 2023.

A recuperação judicial é um procedimento legal que permite que uma empresa em crise financeira possa reorganizar suas dívidas e evitar a falência. No Brasil, a lei que regulou a recuperação judicial até 2020 é a Lei nº 11.101/2005. Em 2020 foi sancionada a lei nº 14.112/2020, a qual alterou procedimentos do processo de recuperação judicial para empresas brasileiras. Nesse sentido, foi feita uma revisão da literatura sobre o assunto e observou-se que apesar de existirem estudos analisando empresas em recuperação judicial, havia a oportunidade de analisar indicadores financeiros, direcionadores de valor e variáveis ESG em um estudo. Dessa forma, o objetivo geral desse trabalho foi identificar modelos de previsão que relacionam os principais indicadores financeiros, de valor e ESG com os períodos que empresas brasileiras estiveram em recuperação judicial ou faliram entre 2010 a 2020. A partir da construção de uma base de dados composta de 73 empresas, das quais 34 passaram por RJ ou faliram em algum momento no período analisado e 39 foram selecionadas para a construção da base de controle, obteve-se 2.954 observações. Os dados foram analisados utilizando a regressão logística, visto que é a metodologia mais utilizada nos trabalhos analisados, para verificar a significância de cada grupo de variáveis no modelo. Foram calculadas 73 variáveis dentre indicadores de estrutura de capital, rentabilidade, liquidez, investimento, valor e ESG e, com o objetivo de reduzir a multicolineariedade e heteroscedasticidade, foram selecionadas 6 variáveis para compor os modelos. Após as análises, as quais foram feitas separadas por grupos, onde o grupo 1 é composto por empresas que estiveram em RJ e o grupo 2 por empresas que faliram, foi encontrado como resultado que as variáveis significantes no primeiro grupo foram endividamento bancário, capital de giro e spread. Já para o segundo grupo as variáveis que demonstraram maior significância foram o endividamento bancário e capital de giro. Espera-se que o modelo proposto contribua principalmente com a academia e com o mercado ao utilizar diversas variáveis e indicadores que ainda não haviam sido analisados anteriormente em um mesmo modelo com o objetivo de analisar a insolvência de empresas. Com isso, foi possível aprimorar a capacidade preditiva da recuperação judicial e falência de empresas e contribuir para a predição e manutenção do equilíbrio econômico-financeiro das empresas.

Palavras-chave: Recuperação Judicial. Falência. Indicadores Financeiros. Variáveis de Valor. ESG.

ABSTRACT

PAULINO, C. T. **Judicial reorganization: a study about the determining indicators of recovery for Brazilian companies.** 2023. 88 f. Dissertação (Mestrado) – Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto, Universidade de São Paulo, Ribeirão Preto, 2023.

Judicial recovery is a legal procedure that enables a financially distressed company to reorganize its debts and avoid bankruptcy. In Brazil, the law that regulated judicial recovery until 2020 is Law No. 11,101/2005. In 2020, Law No. 14,112/2020 was enacted, which amended the procedures of the judicial recovery process for Brazilian companies. In this context, a literature review was conducted, revealing that despite existing studies analyzing companies undergoing judicial recovery, there was an opportunity to examine financial indicators, value drivers, and ESG variables in a study. Thus, the overall objective of this work was to identify predictive models that relate key financial, value, and ESG indicators with periods in which Brazilian companies underwent judicial recovery or bankruptcy between 2010 and 2020. By constructing a database composed of 73 companies, of which 34 underwent judicial recovery or bankruptcy at some point during the analyzed period, and 39 were selected for the construction of the control group database, a total of 2,954 observations were obtained. The data was analyzed using logistic regression, as it is the most used methodology in the analyzed works, to ascertain the significance of each group of variables in the model. A total of 73 variables were calculated, including capital structure, profitability, liquidity, investment, value, and ESG indicators. To reduce multicollinearity and heteroscedasticity, 6 variables were selected to compose the models. Following the analyses, which were conducted separately for two groups where Group 1 comprised companies that underwent judicial recovery and Group 2 consisted of companies that went bankrupt, the results indicated that significant variables for the first group were bank debt, working capital, and spread. For the second group, the variables demonstrating greater significance were bank debt and working capital. It is expected that the proposed model will contribute primarily to academia and the market by utilizing various variables and indicators that had not been previously analyzed together in a single model with the aim of assessing corporate insolvency. This allowed for the enhancement of the predictive capacity of judicial recovery and bankruptcy for companies, contributing to the prediction and maintenance of their financial health.

Key words: Judicial Reorganization. Bankruptcy. Financial Indicators. Value Drivers. ESG.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Curva ROC Modelo A	52
Figura 2 – Curva de Sensitividade Modelo A	52
Figura 3 – Curva ROC Modelo B.....	54
Figura 4 – Curva de Sensitividade Modelo B	54
Figura 5 – Curva ROC Modelo C.....	56
Figura 6 – Curva de Sensitividade Modelo C	56
Figura 7 – Curva ROC Modelo D	58
Figura 8 – Curva de Sensitividade Modelo D	58
Figura 9 – Curva ROC Modelo E.....	59
Figura 10 – Curva de Sensitividade Modelo E.....	60
Figura 11 – Curva ROC Modelo F	61
Figura 12 – Curva de Sensitividade Modelo F	61

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Estudos de análise financeira comparativa de indicadores sem modelos preditivos para prever falências	24
Tabela 2 – Estudos de modelos univariados baseados em indicadores contábeis tradicionais	25
Tabela 3 – Estudos de modelos multivariados baseados em indicadores contábeis tradicionais	27
Tabela 4 – Estudos de Modelos multivariados baseados em fluxo de caixa	29
Tabela 5 – Estudos de modelos multivariados baseados em técnicas estatísticas da terceira geração e uso de indicadores financeiros contábeis e não contábeis	30
Tabela 6 – Resumo Trabalhos Analisados	35
Tabela 7 – Frequência de Indicadores Financeiros em Estudos Internacionais e Nacionais	38
Tabela 8 – Variáveis Analisadas	40
Tabela 9 – Grupos de Variáveis	42
Tabela 10 – Variáveis Financeiras Seleccionadas	43
Tabela 11 – Variáveis de Valor Seleccionadas	43
Tabela 12 – Variáveis de Controle	44
Tabela 13 – Variáveis ESG Seleccionadas	45
Tabela 14 – Estatística Descritiva Período em RJ	47
Tabela 15 – Estatística Descritiva Empresas em RJ	48
Tabela 16 – Estatística Descritiva Falência	48
Tabela 17 – Estatística Descritiva Variáveis Financeiras e de Valor	48
Tabela 18 – Estatística Descritiva Variável ESG	48
Tabela 19 – Resultados Regressão Logística Modelo A	50
Tabela 20 – Matriz de Confusão Modelo A	51
Tabela 21 – Resultados Regressão Logística Modelo B	53
Tabela 22 – Matriz de Confusão Modelo B	53
Tabela 23 – Resultados Regressão Logística Modelo C	55
Tabela 24 – Matriz de Confusão Modelo C	55
Tabela 25 – Resultados Regressão Logística Modelo D	57
Tabela 26 – Matriz de Confusão Modelo D	57
Tabela 27 – Resultados Regressão Logística Modelo E	59
Tabela 28 – Matriz de Confusão Modelo E	59
Tabela 29 – Resultados Regressão Logística Modelo F	60
Tabela 30 – Matriz de Confusão Modelo F	61

Tabela 31 – Resumo Resultados da Análise RJ	62
Tabela 32 – Resumo Resultados da Análise Falência	62

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AC	Ativo Circulante
ACC	Adiantamento de Contrato de Câmbio
ADLM	Análise Discriminante Linear Múltipla
ADNM	Análise Discriminante não Linear Múltipla
ANEFAC	Associação Nacional de Executivo
AT	Ativo Total
B3	Brasil, Bolsa, Balcão
β	Beta
CCL	Capital Circulante Líquido
CNN	<i>Cable News Network</i>
COVID	<i>Corona Virus Disease</i>
CSV	<i>Created Shareholder Value</i> – Valor Criado ao Acionista
CUSUM	<i>Multivariate Cumulative Sum</i>
CVM	Comissão de Valores Mobiliários
DA	Despesas Antecipadas
DEA	Análise por Envoltória de Dados
DF	Despesas Financeiras
DFC	Demonstração de Fluxo de Caixa
DHM	<i>Discrete-time Hazard Model</i>
DO	Despesas Operacionais
EBIT	<i>Earnings Before Interest and Taxes</i>
EBITDA	<i>Earnings Before Interest, Taxes, Depreciation and Amortization</i>
EFV	<i>Economic Future Value</i> – Valor Econômico Futuro
ESG	<i>Environmental, social and governance</i>
EVA	<i>Economic Value Added</i> – Valor Econômico Agregado
FAL	Falência
FASB	<i>Financial Accounting Standards Board</i>
FIA	Fundação Instituto de Administração
GAF	Grau de Alavancagem Financeiro

GAO	Grau de Alavancagem Operacional
GBV	Gestão Baseada no Valor
GE	Grau de Endividamento
IFRS	<i>International Financial Reporting Standards</i>
IR	Imposto de Renda
Ki	Custo do Capital de Terceiros
Ke	Custo de Capital de Próprio
LAIR	Lucro Antes do Imposto de Renda
LAJIDA	Lucro Antes dos Juros, Impostos, Depreciação e Amortização
LB	Lucro Bruto
LC	Liquidez Corrente
LG	Liquidez Geral
LL	Lucro Líquido
LS	Liquidez Seca
LRF	Lei de Responsabilidade Fiscal
MAD	Modelagem Árvore de Decisão
MRPC	Modelo de Risco Proporcional de Cox
MVA	<i>Market Value Added</i> – Valor de Mercado Agregado
NIG	Necessidade de Investimento em Giro
NOPAT	<i>Net Operating Profit After Taxes</i>
PIB	Produto Interno Bruto
PC	Passivo Circulante
PCA	<i>Principal Component Analysis</i>
PCF	Passivo Circulante Financeiro
PF	Passivo Financeiro
PL	Patrimônio Líquido
PNC	Passivo Não Circulante
Risco BR	Risco Brasil
Rf	<i>Risk free</i>
RJ	Recuperação Judicial

RL	Receita Líquida
RLP	Realizável a Longo Prazo
Rm	Risco do Mercado
RN	Redes Neurais
RN (BP)	Redes Neurais com algoritmo de posicionamento recursivo
RN (CP)	Redes Neurais com <i>counterpropagation</i>
RN (ID3)	Redes Neurais com <i>Identifier Dicotomizer 3</i>
RN (RPA)	Redes Neurais com algoritmo de particionamento recursivo
ROA	<i>Return on Assets</i>
ROC	<i>Receiver Operating Characteristic</i>
ROE	<i>Return on Equity</i>
ROI	<i>Return on Issues</i>
RONA	Retorno sobre o Patrimônio Líquido
RP	Rentabilidade do Patrimônio
SAS	<i>Software as a Service</i>
SOFM	<i>Self Organizing Feature Map</i>
SPSS	<i>Statistical Package for the Social Science</i>
SVM	<i>Support Vector Machine</i>
VI	Variáveis Explicativas
WACC	<i>Weighted Average Cost of Capital</i>

SUMÁRIO

1. Introdução.....	14
1.1 Objetivos.....	17
1.2 Problema de Pesquisa	17
1.3 Importância do Estudo	17
1.4 Estrutura do Trabalho	18
2. Revisão Da Literatura.....	20
2.1 Recuperação Judicial: Aspectos Legais	20
2.2 Indicadores Financeiros	23
2.3 Geração de Valor	31
2.3.1 <i>EVA – Economic Value Added – Valor Econômico Agregado</i>	32
2.3.2 <i>MVA – Market Value Added – Valor de Mercado Agregado</i>	33
2.3.3 <i>CSV – Created Shareholder Value – Valor Criado ao Acionista</i>	34
2.3.4 <i>Spread do EVA</i>	34
2.3.5 <i>EFV – Economic Future Value – Valor Econômico Futuro</i>	34
2.4 Principais Trabalhos Analisados.....	35
3. Materiais e Métodos	37
3.1 Seleção das Variáveis	37
3.2 Determinação da Amostra e Coleta de Dados	46
3.2.1 <i>Estatística Descritiva</i>	47
3.3 Modelo Utilizado	49
4 Resultados e Análises.....	50
5 Considerações Finais	64
ANEXO A – Conteúdo Integral de Tabelas	68
REFERÊNCIAS	81

1 Introdução

Nos últimos anos, o Brasil tem enfrentado uma significativa crise econômica, o que resulta em um considerável aumento no número de empresas que recorrem à justiça em busca de recuperação financeira. De acordo com informações fornecidas pelo Serasa Experian, os requerimentos para recuperação judicial (RJ) tiveram um aumento de 105,2% em maio de 2023 em comparação com o mesmo mês no ano anterior (Serasa, 2023b).

Examinando a linha do tempo, segundo dados da Serasa Experian, o número de pedidos de recuperação judicial e falências em 2023 é o maior desde 2018, registrando 289 pedidos de RJ e 255 de falência no primeiro trimestre deste ano. O aumento a patamares semelhantes ao de uma das piores crises econômicas vivenciadas no país é consequência do crescimento da inadimplência entre pessoas físicas e jurídicas. De acordo com o economista da Serasa, a desaceleração econômica está dificultando a geração de caixa das empresas e a elevação da taxa de juros, de 2% em 2020, para 13,75% em junho de 2023, são os fatores que impulsionam o cenário negativo (Exame Invest, 2023).

No entanto, esse é um cenário crescente desde 2020. Comparando o mês de março entre os anos de 2020 a 2023, nota-se que em 2020 foram registrados 82 pedidos de recuperação judicial, 78 em 2021, 88 em 2022 e 94 em 2023. O número de pedidos de falência, apesar de haver flutuação, atingiu em 2023 o patamar mais alto dos últimos 5 anos. A pandemia da COVID-19, agravada no Brasil em meados de março de 2020, fez com que o número de empresas que utilizam do mecanismo de recuperação judicial ou que não conseguiram manter suas atividades e tivessem que decretar falência aumentasse.

Além disso, em de maio de 2020, foi apresentado o Projeto de Lei nº. 1.397/2020. Este projeto introduziu novas regulamentações, as quais foram aplicadas até o final de 2021, para os pedidos de recuperação judicial feitos durante o período de crise. Embora só tenha sido sancionado em agosto, ele representa um marco significativo em direção ao aumento da disponibilidade de crédito, um fator crucial para estimular a criação de empregos, a renda e a retomada do crescimento econômico do país.

Adicionalmente a esse projeto de lei, em 24 de dezembro de 2020, foi promulgada a Lei nº 14.112/2020, a qual trouxe modificações à Lei de Recuperação Judicial, Extrajudicial e Falências (Lei nº 11.101/2005). Entre as alterações realizadas, é relevante destacar a possibilidade de extensão do período de suspensão das execuções contra o devedor, a priorização no andamento de processos regidos pela Lei nº 11.101/2005, bem como a regulamentação e incentivo à busca de conciliação anterior à solicitação de recuperação

judicial. Para este estudo, serão analisadas as empresas que estiveram em recuperação judicial em algum momento entre 2010 e 2020 e decretaram falência, saíram da RJ, ou ainda permanecem em RJ, portanto, devido ao recorte temporal deste trabalho ser antes da atualização da lei, tais fatos não impactarão este estudo, mas podem impactar em análises futuras por conta da alteração do *stay period* – período de suspensão das ações e execuções da empresa, por exemplo.

Nesse sentido, este estudo visa analisar, por meio de indicadores econômico-financeiros, empresas em recuperação judicial. Assim, a motivação deste estudo está no sentido de verificar uma análise da previsão de insolvência envolvendo por variáveis financeiras, de valor e ESG para empresas brasileiras que passaram pelo processo de recuperação judicial, ou empresas que faliram, buscando contribuir com a identificação de novos indicadores que podem ser utilizados para a avaliação de empresas em reorganização, visto que a literatura de finanças aponta o valor como uma medida de desempenho com diferenciais, em relação a outras, por ter uma visão de longo prazo, vinculada com a sustentabilidade da empresa (Caselani & Caselani, 2006).

Esta pesquisa utiliza dos conceitos de Gestão Baseada no Valor (GBV) visto que as organizações buscam maximizar a criação de riqueza e gerar valor ao acionista. Nesse sentido, as empresas notaram que é possível utilizar os direcionadores de valor para mensurar se a companhia está sendo capaz de melhorar ou piorar a geração de valor e que também podem ser usados para antecipar resultados, com o objetivo de criar valor ao acionista (Guimarães Junior et al., 2009). É fundamental ter uma visão de longo prazo sobre empresas em recuperação judicial já que a empresa passa por reorganização e, para isso, é necessário o monitoramento das métricas de valor (Rappaport, 2001).

Indicadores, direcionadores ou métricas são medidas de desempenho financeiras, as quais podem ser diferentes classificações. Uma classificação é a de variáveis tradicionais que são, na maioria das vezes, indicadores contábeis, como a lucratividade, margem líquida e retorno. No entanto, tais variáveis não levam em consideração o custo de oportunidade, sendo um diferencial dos direcionadores de valor, outro tipo de medida de desempenho de empresas (Correa, 2012).

Copeland, Koller e Murrin (2002) mostram de maneira extremamente didática a evolução de métodos do cálculo do valor de uma empresa hipotética e reforçam que, para as métricas serem comparadas devem ter objetivos semelhantes. Além disso, como não existe medida de desempenho perfeita, é importante relacionar combinações de medidas. Dessa forma, este estudo busca reunir diversos indicadores presentes na literatura com o objetivo de

ter uma análise robusta do impacto de indicadores na recuperação judicial de empresas brasileiras.

São encontradas evidências da importância do auxílio a empresas insolventes na literatura internacional. O Código de Falências dos Estados Unidos, o qual serviu como inspiração para a Lei de Falências brasileira, junto com outras leis internacionais, oferece duas alternativas para empresas em dificuldades. O capítulo 7 sugere a liquidação dos ativos com destinação dos rendimentos aos investidores, enquanto o capítulo 11 sugere a reorganização. Apesar de oferecer duas alternativas, dependendo do caso de cada companhia, a insatisfação com o capítulo 11 foi significativa a ponto de ser criada uma comissão para estudar as leis de falência, sendo de extrema importância para contribuir efetivamente com todos os agentes envolvidos (Frost, 1995).

Ainda considerando visões internacionais, Vargas e Miñano (2012) afirmam que na Espanha, somente 10% das empresas insolventes sobrevivem e, portanto, analisar os indicadores da companhia auxiliam a determinar o futuro da mesma. As autoras analisaram variáveis de controle, setor e tempo de empresa, e variáveis econômico-financeiras, como ROA, ROE, índices de solvência e liquidez, somando 23 variáveis. Estas também serão utilizadas neste estudo, mas ao invés de limitar-se ao uso destas variáveis, amplamente utilizadas na literatura, será verificado se indicadores de valor são significantes para a análise de empresas em recuperação judicial.

Neste contexto, estudos recentes (Stasko, Birzniece, & Kebers, 2021 e Buele, Mora, & Santiago, 2021) ainda utilizam o Z-Score (Altman, 1968) como preditor de falências. O modelo detalha que algumas variáveis, ajustadas por constantes, determinam se a empresa está em uma zona segura, zona cinzenta ou zona de sofrimento, indicando alta possibilidade de falência. Devido ao longo período sem atualização do índice proposto por Altman, busca-se utilizar os direcionadores de valor como novos indicadores para a avaliação de empresas insolventes.

La Font, Ruiz, Gil-Gómez e Oltra-Badenes (2020) fazem uma revisão bibliográfica e concluem que o interesse de pesquisa em geração de valor cresce desde 2000 e quase dobrou o número de citações de 2017 para 2018. Nota-se ainda que existem pesquisas que focam na análise de empresas em recuperação judicial, mas utilizam outros modelos, como o modelo de Merton (1974) (Szturo et al., 2021), foco no fluxo de caixa (Scabora, 2019), variáveis econômicas e financeiras, como margem líquida, lucro líquido e ROA (Firk, Richter, & Wolff, 2021 e Jaki & Cwiek, 2020) e variáveis de controle, como o tempo em recuperação judicial, setor da empresa, se a recuperação é voluntária ou obrigatória, entre outros (Belli, 2020; Vargas & Miñano, 2012).

1.1 Objetivos

Nesse contexto, percebe-se a presença de estudos que se debruçam sobre empresas que se encontram em processo de recuperação judicial, conforme mencionado anteriormente. Entretanto, foi constatada a viabilidade de conduzir uma pesquisa com uma abordagem mais abrangente, verificando a aplicação de indicadores financeiros, variáveis de valor e variáveis relacionadas a questões ambientais, sociais e de governança (ESG). Dessa maneira, o propósito central deste estudo foi a identificação dos indicadores financeiros, de valor e ESG, os quais apresentam uma relação com os pedidos de recuperação judicial por parte de empresas sediadas no Brasil durante o intervalo compreendido entre os anos de 2010 a 2020.

Como objetivos específicos, tem-se:

- a) Utilizar novas métricas para avaliar empresas em recuperação judicial;
- b) Analisar a significância da inclusão de variáveis de valor;
- c) Analisar a significância da inclusão de variáveis ESG.

1.2 Problema de pesquisa

A partir dos objetivos definidos, pode-se exprimir o problema de pesquisa na seguinte questão:

Quais variáveis são relevantes para a determinação da recuperação judicial de empresas brasileiras no período de 2010 a 2020?

1.3 Importância do estudo

Tendo em vista o cenário econômico brasileiro, composto de questões políticas, aumento da inflação e lenta recuperação da pandemia, a consultoria Alvarez & Marsal (2021), revela ao jornal O Estado de São Paulo, que prevê uma alta de 53% nos pedidos de recuperação judicial, em relação ao ano anterior. Nesse sentido, nota-se como objetivo desta pesquisa a identificação de quais as variáveis que impactam no equilíbrio financeiro da empresa, para que a partir destas informações as companhias possam focar no bom desempenho destes indicadores para melhorar o desempenho da empresa e evitar a recuperação judicial.

Conseqüentemente, a **sociedade** ganha principalmente por conta da manutenção do risco de desemprego. Tendo em vista que a empresa em recuperação judicial precisa de reorganização, empregos podem ser cortados e, caso a empresa vá a falência, empregos serão perdidos. Além disso, os clientes também são beneficiados porque a empresa parceira pode ser a única que comercializa determinado produto ou serviço, ou então é a que oferece melhores

condições, e a solvência desta companhia é de extrema importância aos clientes também. Ainda podemos considerar que empresas saudáveis contribuem para uma economia mais forte, fazendo com que o risco-país diminua e os investimentos externos aumentem, sendo um fator igualmente positivo para a sociedade.

Este estudo também contribui com os **investidores e credores** ao comprovar quais indicadores são relevantes para analisar e prever sobre a saúde financeira da empresa. Sabendo que a partir de dados financeiros divulgados pelas empresas é possível verificar novos indicadores, que contribuem para a análise, os investidores, credores e demais partes relacionadas serão beneficiados. Dessa forma, a análise será mais criteriosa e o investimento assertivo.

O **governo** é parte interessada visto que os impostos são parte importante da arrecadação e se a empresa está com problemas o governo passa a ser mais um dos credores que a empresa deve pagar. A nova lei de recuperação judicial, falências e extrajudicial, a Lei nº. 14.112/2020, busca facilitar o processo para empresas com dificuldades financeiras, reduzindo o valor devido para até 25%. Assim, é mais lucrativo ao governo orientar as empresas para se preocuparem com os direcionadores necessários, do que dar suporte após o pedido de recuperação judicial.

Por fim, a **academia** também é beneficiada com este estudo, visto que pesquisas futuras poderão confirmar se essas novas variáveis utilizadas são significativas para a análise de empresas em recuperação judicial. Dessa forma, os mesmos indicadores poderão ser utilizados para outros períodos visando confirmar se as conclusões obtidas podem ser generalizadas. Além disso, ao utilizar diversos métodos de análise, os estudos futuros poderão focar naquele que mostra maior poder explicativo.

1.4 Estrutura do trabalho

O presente estudo é estruturado da seguinte maneira:

Neste capítulo inaugural, são apresentadas a introdução e a contextualização do problema de pesquisa. Isso compreende a definição clara do problema, os objetivos da pesquisa e uma argumentação sobre a relevância do estudo. Além disso, é discutida a maneira como o texto está organizado, proporcionando uma visão panorâmica do conteúdo subsequente.

O segundo capítulo aborda a revisão da literatura sobre os temas de recuperação judicial, indicadores financeiros, geração de valor e ESG. São explorados estudos prévios e teorias relevantes nessas áreas, fornecendo uma base sólida para a análise posterior.

O terceiro capítulo engloba o detalhamento da amostra utilizada, juntamente com os procedimentos metodológicos empregados para conduzir o estudo. Além disso, são delineadas as ferramentas estatísticas que foram aplicadas, enriquecendo a compreensão da abordagem adotada.

No quarto capítulo, os resultados obtidos são descritos e interpretados. São apresentadas as descobertas resultantes da análise dos indicadores financeiros, de valor e ESG em relação aos pedidos de recuperação judicial das empresas no período estudado.

O quinto capítulo é reservado para a discussão abrangente dos resultados, onde são feitas comparações com a literatura existente e análises aprofundadas das implicações dos achados. A conclusão final do estudo é apresentada, destacando as principais conclusões, implicações práticas e possíveis direções futuras de pesquisa.

Por meio dessa estrutura organizacional, o estudo se propõe a explorar de maneira abrangente e estruturada os diferentes aspectos relacionados aos indicadores financeiros, geração de valor e variáveis ESG em empresas passíveis de recuperação judicial no Brasil ao longo do período de 2010 a 2020.- no capítulo 5 estão expostas as conclusões e considerações mais relevantes, bem como as limitações do estudo e sugestões para futuras pesquisas.

2 Revisão da literatura

2.1 Recuperação judicial: aspectos legais

Historicamente, o Decreto-lei nº 7.661, de 21 de junho de 1945, determinou que a Concordata era o único mecanismo que tinha por objetivo auxiliar o devedor a superar uma crise econômico-financeira temporária ou era decretada a falência da empresa. A concordata podia ser preventiva ou suspensiva.

- i) Preventiva: era uma moratória com condições predefinidas de pagamento e era imposta aos credores.
- ii) Suspensiva: havia suspensão do processo de falência para que o comerciante tivesse a chance de continuar sua atividade.

Sendo constatada a ineficiência de tal procedimento, em 2005 foi dado um novo passo com a criação da Lei de Recuperação Judicial e Falência.

A Lei nº 11.101, de 9 de fevereiro de 2005, regula a recuperação judicial, extrajudicial e a falência do empresário e da sociedade empresária. Com isso, foi proporcionado as empresas que passem por dificuldades momentâneas a possibilidade de reestruturação, aumentando a abrangência e flexibilidade ao oferecer alternativas para o enfrentamento de dificuldades econômicas e financeiras.

É recomendada a tentativa de negociação informal entre credores e devedores, chamada de recuperação extrajudicial. Para uma empresa entrar em processo de recuperação extrajudicial, é necessário cumprir certos critérios. A empresa deve ter exercido atividade empresarial de forma regular por mais de dois anos, não estar falida ou, caso tenha estado, suas responsabilidades decorrentes devem ter sido extintas por sentença final. Além disso, não pode ter um processo de recuperação judicial em andamento nem ter passado por uma recuperação judicial ou homologação de plano nos últimos dois anos. Também é importante que nenhum dos administradores ou sócios controladores tenha sido condenado por certos crimes.

No que diz respeito aos créditos envolvidos, a recuperação extrajudicial engloba os seguintes tipos de créditos:

- Créditos com garantia real;
- Créditos com privilégio especial;
- Créditos com privilégio geral;
- Créditos quirografários;
- Créditos subordinados.

No entanto, certos créditos não estão sujeitos à recuperação extrajudicial. Esses créditos incluem:

- Créditos trabalhistas;
- Créditos tributários;
- Créditos garantidos por alienação fiduciária (cessão e alienação fiduciária em garantia);
- Créditos resultantes de arrendamento mercantil;
- Créditos de contratos de compra e venda com reserva de domínio;
- Créditos de contratos de compra e venda ou compromisso de compra e venda de imóveis com cláusulas irrevogáveis;
- Créditos de contratos de adiantamento de contrato de câmbio - ACC.

Esses créditos excluídos não estão obrigados a aderir ao plano se aprovado por mais de 3/5 dos credores. No entanto, eles podem escolher aderir voluntariamente, pois esses créditos são considerados como direitos disponíveis que podem ser renegociados por acordo mútuo.

Para buscar a homologação do plano de recuperação extrajudicial, a empresa devedora deve submeter uma petição acompanhada do plano assinado por todos os credores sujeitos ou por credores titulares de mais de 3/5 dos créditos sob o plano. Além disso, demonstrações contábeis do último exercício social e levantamentos contábeis que sustentam o pedido devem ser fornecidos, juntamente com documentos que comprovem os poderes dos subscritores para fazer acordos. A petição também deve conter uma lista de todos os credores com detalhes completos, natureza, classificação e valor atualizado do crédito.

Depois que o pedido é recebido, o juiz ordena a publicação de um edital convocando todos os credores a se manifestarem sobre o plano. Após esse período, os credores têm 30 dias para apresentar impugnações. Se houver discordância sobre o plano, a questão pode se concentrar no valor ou natureza do crédito incluído. Se uma impugnação for apresentada, o devedor pode responder em até 5 dias. Posteriormente, o juiz decide sobre as impugnações e a homologação do plano.

Se o plano não for homologado, o processo é encerrado sem resolução do mérito e a empresa pode apresentar um novo plano de recuperação extrajudicial após cumprir os requisitos legais. O processo de recuperação extrajudicial é finalizado por uma sentença que homologa ou rejeita o plano, encerrando o processo sem resolução definitiva.

Quando não há acordo extrajudicial ou a empresa opta por buscar assistência judicial, o processo de recuperação judicial pode ser solicitado por empresários, exceto em determinados casos:

I – Empresas públicas e sociedades de economia mista;

II – Instituições financeiras públicas ou privadas, cooperativas de crédito, consórcios, entidades de previdência complementar, operadoras de planos de saúde, seguradoras, empresas de capitalização e outras entidades equiparadas por lei.

O processo de recuperação judicial envolve várias etapas:

- Pedido: A empresa apresenta um pedido à Justiça, explicando os motivos da crise, fornecendo demonstrações contábeis dos últimos três anos, lista completa de credores, bens particulares dos sócios controladores e administradores, entre outros documentos.

- Suspensão de Cobranças: Se o pedido é aceito pelo juiz, os processos e protestos são suspensos por 180 dias.

- Administrador Judicial: Um administrador é nomeado para fiscalizar o processo e se comunicar com os credores. Geralmente, essa pessoa é um advogado, contador ou uma entidade especializada.

- Apresentação do Plano de Recuperação: A empresa deve apresentar um plano para negociar dívidas e continuar suas operações em até 60 dias.

- Assembleia Geral: Os credores se reúnem para votar a proposta. Os credores são divididos em quatro classes, dependendo do tipo de crédito que possuem com a empresa devedora:

- 1ª classe: créditos trabalhistas e acidentes de trabalho;

- 2ª classe: créditos com garantias especiais;

- 3ª classe: créditos sem garantias especiais;

- 4ª classe: créditos de micro e pequenas empresas.

Se o plano for aprovado e cumprido, após 2 anos, ele é arquivado. Caso haja descumprimento, os credores podem solicitar a falência. Se o plano for rejeitado, a falência é decretada e a empresa liquida seus ativos e encerra as operações. Nesse caso, o pagamento dos credores ocorre por ordem de prioridade.

A falência é processada pelo juízo estadual e resulta no afastamento da empresa de suas atividades. Os sócios também se tornam inaptos para atividades empresariais. As ações e execuções contra a empresa são suspensas, com exceção das ações trabalhistas e fiscais.

Após a falência ser decretada, todos os créditos, bens e débitos da empresa são verificados, formando a "massa falida". Um administrador judicial é nomeado para gerenciar a massa, e o pagamento dos credores segue uma ordem determinada por lei.

Os pagamentos aos credores seguem uma ordem definida pelo artigo 83 da Lei 11.105/2005. Essa ordem inclui:

- Créditos trabalhistas;
- Créditos com garantia real;
- Créditos tributários;
- Créditos com privilégio especial;
- Créditos com privilégio geral;
- Créditos quirografários;
- Multas contratuais e penas pecuniárias;
- Créditos subordinados.

Após a liquidação dos ativos e o pagamento dos credores, o administrador judicial apresenta suas contas ao juiz, que emite uma sentença de encerramento. O relatório final de falência é produzido, indicando os valores envolvidos. A falência pode ser extinta quando determinadas condições são atendidas, como o pagamento de todos os créditos ou o decurso de prazos específicos.

Em março de 2021, impulsionada pela pandemia, foi sancionada a Lei nº 14.112/2020, chamada de nova lei de recuperação judicial e falência. As principais alterações foram:

- Possibilidade de prorrogação do *stay period*;
- Previsão em lei da nomeação de um profissional para realizar constatação prévia, ou seja, verificar se todos os documentos foram apresentados de forma correta;
- Prioridade na tramitação de processos disciplinados pela lei nº 11.101/2005;
- Consolidação processual e substancial;
- Plano de recuperação judicial proposto por credores;
- Crime falimentar;
- Tentativa de conciliação antecedente à recuperação judicial;
- Competências do administrador judicial;
- Substituição de deliberações realizadas em assembleia geral de credores;
- Parcelamento da dívida tributária;
- Recuperação judicial do produtor rural.

2.2 Indicadores financeiros

Segundo a FIA Business School (2021), os indicadores financeiros são métricas numéricas que fornecem *insights* sobre a condição financeira de uma empresa, baseando-se em seus registros contábeis. Dado que as empresas que buscam recuperação judicial ou enfrentam falência estão atravessando dificuldades financeiras, é de vital importância compreender e

avaliar esses indicadores financeiros das empresas. Este capítulo busca destacar os principais indicadores utilizados pela literatura e detalhar cada um deles.

Pereira e Martins (2015) fizeram uma revisão das publicações internacionais e brasileiras de 1930 a 2015 e analisaram que em meados de 1930 já havia estudos sobre a utilização de indicadores financeiros para analisar empresas insolventes, mas devido a inexistência de métodos estatísticos, a análise era comparativa com os indicadores do empresas solventes. Os estudos pioneiros analisados foram Bureau of Business Research (1930 apud Pereira & Martins, 2015), Ramser e Foster (1931 apud Pereira & Martins, 2015), Fitzpatrick (1932 apud Pereira & Martins, 2015), Winakor e Smith (1935 apud Pereira & Martins, 2015), Merwin (1942 apud Pereira & Martins, 2015), Chudson (1945 apud Pereira & Martins, 2015) e Jackendoff (1962 apud Pereira & Martins, 2015). O destaque nos estudos analisados foi o indicador dívida líquida/patrimônio líquido como melhor preditor de falências e a conclusão de que os índices de liquidez devem ser considerados menos importantes para empresas com dívidas no longo prazo.

A tabela abaixo, elaborada por Pereira e Martins (2015), sintetiza as principais informações sobre os estudos analisados.

Tabela 1 – Estudos de análise financeira comparativa de indicadores sem modelos preditivos para prever falências

Ano	Nome do Autor	Qt de Indicadores	Empresas da Amostra	Tamanho Amostra	Modelo	Eficiência do Modelo
1930	<i>Bureau of Business Research</i>	24	Não informado	29	Nenhum	Não se aplica
1932	Fitzpatrick	13	Não informado	38	Nenhum	Não se aplica
1935	Winakor e Smith	21	Não informado	183	Nenhum	Não se aplica
1942	Merwin	48	Não informado	939	Nenhum	Não se aplica
1945	Chudson	Não informado	Diversos	Não informado	Nenhum	Não se aplica
1962	Jackendoff	Não informado	Não informado	Não informado	Nenhum	Não se aplica

Fonte: Pereira e Martins (2015).

Com o desenvolvimento de modelos estatísticos iniciou uma fase em que foram utilizados modelos univariados na previsão de falências, como a análise discriminante univariada. Beaver (1966) encontrou como resultado que o Endividamento Total/Lucro Líquido, Rendimento Líquido e Vendas, Lucro Líquido/Patrimônio Líquido, Fluxo de Caixa/Passivo Total e Fluxo de Caixa/Ativo Total foram os indicadores que apresentaram maior capacidade preditiva, todos analisados separadamente. Em seu segundo estudo, Beaver (1968) utilizou novos indicadores e o Fluxo de Caixa/Passivo Total foi o que obteve a melhor capacidade de predição.

Tabela 2 – Estudos de modelos univariados baseados em indicadores contábeis tradicionais

Ano	Nome do Autor	Qt. De Indicadores	Empresas da Amostra	Modelo	Eficiência do Modelo
1966	Beaver	30	Geral	Análise discriminante univariada	Melhor indicador com 92% de eficiência
1968	Beaver	14	Geral	Análise discriminante univariada	Melhor indicador com 93% de eficiência

Fonte: Pereira e Martins (2015).

No mesmo ano, Altman (1968) utilizou o método de análise discriminante multivariado, utilizando diversos indicadores para a análise. A partir disso, outros estudos, como Deakin (1972), Blum (1974), Libby (1975) e El Hennawy e Morris (1983), também utilizaram o mesmo modelo para analisar diferentes amostras e indicadores, conforme tabela 3.

Ainda na mesma época foram desenvolvidos estudos utilizando modelos de probabilidades condicionais, como o logit e probit. No entanto, as pesquisas revelam que a utilização de tais métodos não impactou em resultados diferentes aos dos autores que utilizaram a análise discriminante e regressão linear. Além disso, nessa mesma época foram desenvolvidos softwares estatísticos, como SPSS, SAS e STATA, permitindo análises com maior complexidade.

Nessa fase, o estudo que tornou referência na área de previsão de falências foi Altman (1968) ao criar o Z-Score. A metodologia utilizada no estudo foi a análise discriminante e a partir disso foi desenvolvido o seguinte modelo:

$$Z = 1,2 X_1 + 1,4 X_2 + 3,3 X_3 + 0,6 X_4 + 1 X_5 \quad (1)$$

Onde,

X_1 = capital de giro/ativo total;

X_2 = lucro acumulado/ativo total;

X_3 = lucro antes dos juros, impostos, depreciação e amortização (LAJIDA)/ativo total;

X_4 = valor de mercado do patrimônio líquido/disponibilidades;

X_5 = vendas/ativo total.

Altman (1968) é amplamente reconhecido como um estudo importante na área e ainda é amplamente empregado como referência. Stasko, Birzniece e Kebers (2021) conduziram um estudo comparativo que analisou empresas usando o Z-Score de Altman (1968) e técnicas de aprendizado de máquina. Surpreendentemente, os resultados demonstraram que o Z-Score oferece uma previsão de falência mais precisa para as empresas da amostra em comparação com as técnicas de *machine learning*.

Outra pesquisa relevante é a de Buele, Mora e Santiago (2021), que também utilizou o Z-Score de Altman (1968) para prever a falência em uma amostra de empresas do setor de comércio no Equador. Os resultados desta pesquisa mostraram que todas as empresas analisadas apresentavam indicadores solventes, ou seja, os indicadores utilizados não apontaram risco de falência para essas empresas em particular.

Outro estudo destaque do período de 1930 a 1980 foi o trabalho elaborado por Kanitz (1978). Analisando dados contábeis, o autor desenvolveu a seguinte equação:

$$\hat{Y} = (0,05 RP + 1,65 LG + 3,55 LS) - (1,06 LC + 0,33 GE) \quad (2)$$

Onde,

RP = lucro líquido/patrimônio líquido;

LG = ativo total/passivo total;

LS = (ativo circulante – estoque)/passivo circulante;

LC = ativo circulante/passivo circulante;

GE = (passivo circulante + ativo não circulante)/patrimônio líquido.

No contexto dessa análise, se o valor resultante de Y for positivo, indica que a empresa possui um baixo risco de falência e é considerada solvente. Caso o valor esteja entre zero e -3, a empresa se encontra na chamada "área de penumbra", sugerindo que há a necessidade de

atenção e análise mais cuidadosa. Por fim, se o valor for inferior a -3, a empresa entra na "área de insolvência", indicando um risco mais elevado de falência e demandando atenção.

Para auxiliar nesse processo de avaliação do equilíbrio econômico-financeiro das empresas, foi desenvolvido o termômetro de Kanitz. Seu propósito é fornecer uma ferramenta para orientar as empresas quanto à sua condição financeira, permitindo uma tomada de decisão mais informada e assertiva.

Pereira e Martins (2015) levantaram diversos estudos de modelos multivariados, conforme abaixo:

Tabela 3 – Estudos de modelos multivariados baseados em indicadores contábeis tradicionais

(continua)					
Ano	Autor(es)	Qt. De Indicadores	Empresas da Amostra	Modelo	Eficiência do Modelo
1968	Altman	5	Indústrias capital aberto	ADLM	Eficiência para uma amostra genérica = 79%
1970	Meyer e Pifer	18	Bancos	Logit	Insolventes (100%); Solventes (89%)
1972	Deakin	14	Geral	ADLM	Insolventes (77%); Solventes (82%)
1972	Edmister	7	Pequenas empresas	ADLM	Insolventes (80%); Solventes (82%)
1973	Altman	-	Empresas ferroviárias	ADLM	Eficiência para uma amostra genérica = 83%
1977	Deakin	5	Geral	ADLM	Insolventes (98,3%)
1977	Hanweek	6	Bancos	Probit e AF	Insolventes (67%); Solventes (99%)
1977	Santomero e Vinso	2	Bancos	ADLM	Insolventes (100%); Solventes (97%)
1977	Taffler	4	Indústrias Inglesas	ADLM	Insolventes (98%); Solventes (100%)
1979	Norton e Smith	11	Geral	ADLM	Insolventes (100%); Solventes (96,7%)
1980	Marais	4	Indústrias e distribuidoras inglesas	ADLM	Eficiência para uma amostra genérica = 100%
1980	Pettway e Sinkey Jr	4	Bancos	ADLM	Insolventes (92%); Solventes (100%)
1980	Taffler	4	Distribuidoras	ADLM	Insolventes (96%);

inglesas

Solventes (100%)

Tabela 3 – Estudos de modelos multivariados baseados em indicadores contábeis tradicionais

					(conclusão)
Ano	Autor(es)	Qt. De Indicadores	Empresas da Amostra	Modelo	Eficiência do Modelo
1981	Castanga e Matolcsy	10	Empresas Australianas	ADLM	Insolventes (90%); Solventes (100%)
1982	Betts e Belhoul	5	Indústrias	ADLM	Insolventes (100%); Solventes (96%)
1983	El Hennway, Morris	8	Indústrias e distribuidoras inglesas	ADLM	Insolventes (100%); Solventes (100%)
1984	Fulmer e outros	9	Pequenas empresas	ADLM	Insolventes (96%); Solventes (100%)
1984	Izan	5	Empresas australianas	ADLM	Eficiência para uma amostra genérica = 100%
1994	Hopwood e outros	7	Geral	Logit	Insolventes (81,1%); Solventes (100%)
1995	Altman, Hartzell e Peck	5	Empresas mexicanas	ADLM	Insolventes (82%); Solventes (100%)
2001	Patterson	12	Casinos	ADLM	Insolventes (100%); Solventes (89%)
2004	Wang	8	Empresas de internet	Logit	Insolventes (26,7%); Solventes (90,8%)

Fonte: Adaptado de Pereira e Martins (2015).

A capacidade de previsão variou entre 26% e 100%, conforme critérios estabelecidos pelos autores, como tamanho da amostra, setor das empresas e variáveis analisadas.

Nota-se, na tabela 3, que também foram avaliados estudos que utilizaram o fluxo de caixa como variável após a recomendação do *Financial Accounting Standards Board* (FASB) para as empresas publicarem obrigatoriamente tal demonstrativo. Beaver (1966), Deakin (1972), Edmister (1972) e Ohlson (1980) avaliaram as empresas utilizando essa variável e tiveram como resultado que o fluxo de caixa pode ser usado apenas como uma contribuição marginal para distinguir as empresas falidas das saudáveis. Além disso, Casey e Bartezak (1985) mostram que o fluxo de caixa operacional, avaliado isoladamente, não apresenta maior poder preditivo.

Tabela 4 – Estudos de Modelos multivariados baseados em fluxo de caixa

Ano	Autores	Qt. De Indicadores	Empresas da Amostra	Modelo	Eficiência do Modelo
1980	Casey	6	Geral	Judgemental	Insolventes (27%); Solventes (87%)
1980	Ohlson	9	Geral	Logit	Eficiência para uma amostra genérica = 96%
1980	Raja e Goureira	9	Geral	ADLM	Insolventes (79%); Solventes (65%)
1980	Dambolena e Khoury	21	Geral	ADLM	Insolventes (91%); Solventes (100%)
1984	Takahashi e outros	8	Empresas do Japão	ADLM	Insolventes (90%); Solventes (87%)
1985	Casey e Bartezak	9	Geral	ADLM e logit	Insolventes (63%); Solventes (98%)
1985 a	Gentry, Newbold e Whitford	8	Geral	Logit	Insolventes (69,6%); Solventes (73,9%)
1985 b	Gentry, Newbold e Whitford	8	Geral	Probit	Insolventes (78,8%); Solventes (87,9%)
1987	Gombola e outros	9	Geral	ADLM	Eficiência para uma amostra genérica = 89%
1988	Dambolena e Shulman	14	Geral	Logit	Insolventes (98%); Solventes (86%)
1989	Aziz e Lawson	10	Geral	Logit e AF	Insolventes (92,3%); Solventes (79,1%)
1990	Skogsvik	17	Mineradoras suecas	Probit	Eficiência geral para uma amostra aleatória = 84%
2013	Tinoco e Wilson	10	Geral	Logit	Eficiência para uma amostra genérica = 89,2%
2013	Lyandres e Zhdanov	14	Geral	ADLM	-

Fonte: Adaptado de Pereira e Martins (2015).

Por fim, o último grupo de estudos analisados é composto por novas técnicas estatísticas e indicadores financeiros não contábeis. As técnicas mais utilizadas que demonstram maior capacidade preditiva são as redes neurais e a Análise por Envoltória de Dados (DEA). Sobre os indicadores financeiros não contábeis, estudos utilizam variáveis como retornos anormais nos preços das ações.

Tabela 5 – Estudos de modelos multivariados baseados em técnicas estatísticas da terceira geração e uso de indicadores financeiros contábeis e não contábeis

(continua)

Ano	Autor(es)	Qt. De Indicadores	Empresas da Amostra	Modelo	Eficiência do Modelo
1985	Drydman, Altman e Keo	6 de 12 e 10 de 12	Geral	RN (RPA) e ADLM	Eficiência para uma amostra genérica = 100%
1988	Messier Jr. e Hansen	33	Empresas australianas	RN (ID3)	Eficiência para uma amostra genérica = 100%
1991	Cadden	12	Geral	RN e ADLM	Insolventes (90%); solventes (100%) e Insolventes (80%); solventes (90%)
1993	Theodossiou	5	Hospitais	CUSUM	Insolventes (100%); solventes (100%)
1994	Tsukuda e Baba	21	Geral	RN	Insolventes (100%); solventes (100%)
2005	Andres, Landajo e Lorca	8	Empresas espanholas	RN, logit	Eficiência para uma amostra genérica = 100%
2015	Iturriaga e Sanz	32	Bancos comerciais dos EUA	RN	Eficiência para uma amostra genérica = 96,15%
2015	Kumar e Rao	-	-	ADNM	Eficiência para uma amostra genérica = 98,6%
2015	Lu, Zeng, Liu e Yi	-	Geral	RN e SVM	Eficiência para uma amostra genérica = 99,2%

Fonte: adaptado de Pereira e Martins (2015).

Nota: ADLM – Análise Discriminante Linear Múltipla; ADNM – Análise Discriminante não Linear Múltipla; RN – Redes Neurais; RN (ID3) – Redes Neurais com Identifier Dicotomizer 3; RN (BP) – Redes Neurais com algoritmo de posicionamento recursivo; RN (CP) – Redes Neurais com counterpropagation; RN (RPA) – Redes Neurais com algoritmo de particionamento recursivo; SOFM – Self Organizing Feature Map; DEA – Análise por Envoltória de Dados; MRPC – Modelo de Risco Proporcional de Cox; MAD – Modelagem Árvore de Decisão; CUSUM – Multivariate Cumulative Sum; SVM – Support Vector Machine; DHM – Discrete-time Hazard Model.

Outros estudos que seguem a abordagem de utilização de *machine learning* para análise incluem os trabalhos de Scabora (2019) e Vargas e Miñano (2012). Scabora (2019) utiliza da metodologia de redes neurais artificiais, combinado com as informações obtidas via Demonstrações de Fluxo de Caixa (DFC) de empresas brasileiras para analisar o impacto de indicadores provenientes da DFC com os pedidos de recuperação judicial. Enquanto isso, Vargas e Miñano (2012), utilizam da metodologia de árvore de decisão para analisar de que forma variáveis contábeis e de controle são relevantes para a previsão de solvência das empresas.

Focando nas variáveis em si, em detrimento dos métodos empregados, Bezerra (2018), Ferreira (2017) e Wijaya e Anantadjaya (2014) também incorporam variáveis macroeconômicas às variáveis contábeis, com o propósito de desenvolver modelos de previsão que determinem a relação de tais variáveis com a recuperação judicial. Apesar de utilizar diferentes indicadores, ambos os estudos apresentam como resultado que o cenário macroeconômico influencia na insolvência de empresas. O trabalho de Bezerra (2018) também utilizou variáveis de governança, como nível de governança corporativa e atraso nas demonstrações financeiras, as quais foram significantes na análise.

Por fim, também existem estudos que se baseiam predominantemente em informações quantitativas para suas análises, como o estudo de Belli (2020). Ao utilizar informações como o setor, se a empresa é de capital aberto ou fechado, tempo de fundação empresa no momento do pedido de recuperação judicial, dívida total listada na relação de credores e total de credores listados, foi possível desenvolver um modelo empírico de previsão de falências de empresas em recuperação judicial.

Avaliando a literatura desde 1930 é possível perceber que a evolução da contabilidade e de métodos estatísticos proporcionam melhoras nos modelos preditivos de falência.

2.3 Geração de valor

Esta pesquisa utiliza indicadores de Gestão Baseada no Valor (GBV) visto que as organizações buscam maximizar a criação de riqueza e gerar valor ao acionista. Nesse sentido, as empresas notaram que é possível utilizar os direcionadores de valor para mensurar se a companhia está sendo capaz de criar ou destruir valor e que também podem ser usados para antecipar resultados, com o objetivo de criar valor ao acionista (Guimarães Junior et al., 2009). No caso de empresas em recuperação judicial, é fundamental ter uma visão de longo prazo já que a empresa passa por reorganização e, para isso, é necessário o monitoramento das métricas

de valor (Rappaport, 2001).

Os indicadores, direcionadores ou métricas são medidas de desempenho financeiras, as quais podem ser “tradicionalistas” ou baseadas no valor. As variáveis tradicionais são, na maioria das vezes, indicadores contábeis, como a lucratividade, margem líquida e retorno. No entanto, tais variáveis não levam em consideração o custo de oportunidade, sendo um diferencial dos direcionadores de valor (Correa, 2012).

Segundo Escuin (2010), o destaque dos modelos de VBM ocorre devido a percepção das empresas de que criar mecanismos de monitoramento do desempenho financeiro dos negócios pode fazer com que maximize a riqueza dos acionistas. A GBV visa identificar o que cria e o que destrói valor dentro de uma empresa. Caselani e Caselani (2006) desenvolvem o conceito de *value drivers* para analisar a alocação de recursos. Nesse sentido, *value drivers* são medidas que tem por objetivo antecipar resultados para criar valor aos acionistas.

Krauter (2006), analisa medidas de desempenho financeiro e a criação de valor em empresas industriais. Para isso, selecionou 79 empresas e verificou quais medidas de desempenho eram utilizadas, entre ROI, ROE, ROA, EVA®, índice preço/lucro, lucro por ação, RONA, MVA® ou nenhuma dessas medidas. A pesquisa conclui que os indicadores mais utilizados são o ROI e ROE.

Neste estudo serão utilizadas como direcionadores de valor o EVA® (Economic Value Added – Valor Econômico Agregado), MVA® (Market Value Added – Valor de Mercado Agregado), CSV (Created Shareholder Value – Valor Criado ao Acionista), Spread do EVA e EFV (Economic Future Value – Valor Econômico Futuro), os quais serão detalhados a seguir.

2.3.1 EVA® – Economic Value Added – Valor Econômico Agregado

O EVA® é uma medida de valor desenvolvida em 1982 pela empresa de consultoria sediada em Nova Iorque *Stern, Stewart & Company*. Stewart (1991) apud Yudina e Daryanto (2019) descreve o direcionador como uma estimativa de lucro econômico gerado pela companhia. Além disso, pode ser considerado como o principal indicador de agregação de riqueza e pode ser melhorado adotando algumas práticas (Assaf Neto, 2010, p. 178), como:

- estratégia de investimento: maior giro dos investimentos;
- estratégia de financiamento: melhor alavancagem financeira;
- estratégias operacionais: preços competitivos, logística e distribuição, escala de produção, qualidade e custos.

Assim, avaliamos o EVA® tanto pelos indicadores de investimento e financiamento devido ao acesso aos dados, quanto calculando conforme abaixo (Bloxham, 2003, p. 119):

$$EVA = NOPAT - WACC \times Investimento \quad (3)$$

em que,

$$NOPAT = \text{lucro operacional} \times (1 - \text{impostos}) \quad (4)$$

$$WACC = \frac{E}{V} \times Ke + \frac{D}{V} \times Ki \times (1 - \text{impostos}) \quad (5)$$

Onde:

E = capital próprio

D = dívida

V = capital próprio + dívida

Ke = custo médio ponderado do capital próprio

Ki = custo do capital de terceiros

Fernández (2002), comenta sobre direcionadores que influenciam no valor do patrimônio líquido e os refina concluindo os indicadores abaixo como parâmetros fundamentais:

- retorno sobre o investimento esperado;
- crescimento esperado da companhia;
- risco operacional;
- risco financeiro.

2.3.2 MVA® – Market Value Added – Valor de Mercado Agregado

O MVA® refere-se à discrepância entre o valor de mercado de uma empresa e o capital próprio empregado, expresso em termos monetários. Seu propósito é capturar as previsões dos investidores em relação à capacidade futura da empresa de gerar fluxos de caixa. De acordo com Yudina e Daryanto (2019), ao passo que o EVA® (Lucro Econômico) é uma métrica contábil que se baseia no desempenho anual da empresa, o MVA® é uma medida originada diretamente pelo mercado. Para calcular utilizamos (Grant, 2003, p. 5):

$$MVA = \text{Valor de mercado (capital próprio e dívidas)} - \text{Capital próprio empregado} \quad (6)$$

Valor de mercado = preço de mercado das ações x quantidade de ações em circulação + valor de mercado dos passivos

2.3.3 CSV – *Created Shareholder Value* – Valor Criado ao Acionista

O CSV utiliza o mercado de capitais como uma métrica de avaliar o retorno, ao invés do lucro contábil. Nesse sentido, podemos calcular conforme (Fernández, 2002, p. 9):

$$CSV = \text{Valor de mercado do patrimônio líquido} \times (\text{Retorno do acionista} - Ke) \quad (7)$$

$$CSV = \text{Valor adicionado ao acionista} - (\text{Valor de mercado do PL} * Ke) \quad (8)$$

em que,

Valor de mercado do patrimônio líquido = número de ações x preço das ações

Retorno do acionista = Valor adicionado ao acionista em determinado ano/Valor de mercado do PL no início do ano

Ke = custo de capital próprio

Valor adicionado ao acionista = Variação do valor de mercado do PL em determinado ano + dividendos pagos durante o ano + outros pagamentos aos acionistas – desembolsos para aumento de capital – conversão de debêntures conversíveis

2.3.4 Spread do EVA

O spread do EVA indica o retorno da empresa acima do seu custo de capital. De acordo com (Fabozzi & Grant, 2000), o indicador pode ser calculado conforme abaixo:

$$\text{Spread do EVA} = \text{EVA/Investimento} = \text{ROI} - \text{WACC} \quad (9)$$

em que,

EVA = Valor Econômico Agregado

ROI = retorno sobre o investimento

WACC = custo médio ponderado de capital

2.3.5 EFV – *Economic Future Value* – Valor Econômico Futuro

O EFV pode ser calculado pela diferença do *goodwill* a mercado e do *goodwill* contábil, visando identificar o valor econômico futuro da empresa.

$$EFV = \text{Goodwill a mercado} - \text{Goodwill contábil} \quad (10)$$

em que,

$Goodwill \text{ a Mercado} = \text{Valor de Mercado} - \text{ativos}$

$Goodwill \text{ contábil} = \text{EVA/WACC}$

Copeland, Koller e Murrin (2002) mostram de maneira extremamente didática a evolução de métodos do cálculo do valor de uma empresa hipotética e reforçam que, para as métricas serem comparadas devem ter objetivos semelhantes. Além disso, como não existe medida de desempenho perfeita, é importante relacionar combinações de medidas. Dessa forma, este estudo busca reunir diversos indicadores presentes na literatura com o objetivo de ter uma análise robusta do impacto de indicadores na recuperação judicial de empresas brasileiras.

2.4 Principais trabalhos analisados

Após a análise da literatura de recuperação judicial, previsão de insolvência e falências, foram destacados os estudos da tabela 6, dentre os trabalhos mais recentes sobre o assunto.

Tabela 6 – Resumo trabalhos analisados

(continua)

Estudo	Indicadores	Método de Análise	Indicadores Significantes	Classificação Correta
A teoria da sinalização e a recuperação judicial (Silva, Garcia, Lucena & Paulo, 2018)	Liquidez corrente, retorno sobre o PL, participação de capital de terceiros, estrutura de ativos, indicador de lucros retidos, produtividade dos ativos, grau de risco a terceiros, giro do ativo, estrutura financeira, ROA e endividamento de curto prazo	Regressão Logística	Liquidez corrente, produtividade dos ativos, retorno sobre a ativo e indicador de lucro retido	93,68%
Previsão da recuperação judicial de empresas no Brasil: uma investigação empírica (Schio & Sampaio, 2022)	Liquidez corrente, liquidez seca, liquidez imediata, liquidez geral, margem líquida, ROA, retorno sobre o PL, grau de endividamento, participação de capital de terceiros, composição do endividamento, índice de cobertura de juros, rotação do ativo, rotação do ativo circulante e rotação dos estoques	Modelo de Cox e Regressão Logística	Liquidez corrente, ROA, grau de endividamento e rotação do ativo	Cox: 84% Logit: 94%

Tabela 6 – Resumo trabalhos analisados

				(conclusão)
Estudo	Indicadores	Método de Análise	Indicadores Significantes	Classificação Correta
The modeling of forecasting the bankruptcy risk in Romania (Onofrei & Lapu, 2014)	Margem líquida, ROA, ROE, Lucro per capita, liquidez imediata, liquidez seca, endividamento, giro do estoque, giro de contas a receber, giro do ativo, lucro operacional per capita, ativos per capita e tamanho da empresa	Análise discriminante e regressão logística	Margem líquida, ROE, endividamento e giro do estoque	Análise discriminante: 96% Logit: 84%
Corporate bankruptcy and insolvency prediction model (Voda, Dobrotã, Tîrcă, Dumitrascu & Dobrotã, 2021)	37 indicadores	Análise discriminante canônica	Endividamento, solvência, dívida de curto prazo, taxa de autonomia financeira e ROA.	88,75%

Fonte: Elaborada pela autora.

Percebe-se que estes trabalhos utilizaram somente de indicadores financeiros para a análise. Além disso, o método estatístico predominantemente utilizado foi a regressão logística, método que foi adotado para o desenvolvimento este estudo. Ainda pode-se observar que em cada caso os indicadores significativos são diferentes, mas há um destaque para a liquidez corrente, ROA e endividamento.

3 Materiais e métodos

3.1 Seleção das variáveis

A partir da análise da literatura de recuperação judicial e falência, foi observada a frequência com que indicadores financeiros foram utilizados na literatura nacional e internacional.

Tabela 7 – Frequência de Indicadores Financeiros em Estudos Internacionais e Nacionais

(continua)

Indicador Financeiro	Frequência estudos internacionais	Frequência estudos nacionais	Total
Lucro Líquido/Ativo Total	94	16	110
Ativo Circulante/Passivo Circulante	88	16	104
Capital de Giro/Ativo Total	74	0	74
Lucros Acumulados/Ativo Total	68	4	72
EBIT/Ativo Total	54	0	54
Vendas/Ativo Total	50	4	54
(Ativo Circulante – Estoques)/Passivo Circulante	46	6	52
Dívida Total/Ativo Total	41	0	41
Ativo Circulante/Ativo Total	38	2	40
Lucro Líquido/Patrimônio Líquido	33	6	39
Caixa/Ativo Total	25	6	31
Passivo Total/Ativo Total	27	0	27
Fluxo de Caixa Operacional/Ativo Total	21	6	27
Valor Mercado Ações/Valor Contábil Dívida	22	0	22
Passivo Circulante/Ativo Total	17	4	21
Fluxo de Caixa Operacional/Passivo Total	19	0	19
Lucro Líquido/Vendas	12	8	20

Tabela 7 – Frequência de Indicadores Financeiros em Estudos Internacionais e Nacionais

Indicador Financeiro	Frequência	Frequência	Total
	estudos internacionais	estudos nacionais	
Dívida Total/Patrimônio Líquido	10	12	22
Fluxo de Caixa Operacional/Dívida Total	16	0	16
EBIT/Juros	14	4	18
Passivo Total/Patrimônio Líquido	10	10	20
(Ativo Circulante – Estoque)/Ativo Total	15	0	15
Estoque/Vendas	14	2	16
Vendas Líquidas/Ativo Total	7	12	19
Ativo Circulante/Vendas	14	0	14
Lucro Operacional/Ativo Total	14	0	14
Fluxo de Caixa Operacional/Vendas	12	2	14
Patrimônio Líquido/Ativo Total	10	6	16
Dívida de Longo Prazo/Ativo Total	10	0	10
Capital de Giro/Ativo Total	7	4	11
Caixa/Passivo Circulante	9	0	9
Fluxo de Caixa Operacional/Passivo Circulante	9	0	9
Capital de Giro/Vendas	9	0	9
Patrimônio Líquido/Passivo Total	7	2	9
(Ativo Circulante – Estoque – Passivo Circulante)/Despesas Operacionais	7	0	7
Logaritmo do Ativo Total	7	0	7
Capital de Giro/Patrimônio Líquido	6	2	8
Fluxo de Caixa (usando Lucro Líquido)/Total da Dívida	6	0	6

Tabela 7 – Frequência de Indicadores Financeiros em Estudos Internacionais e Nacionais

Indicador Financeiro	Frequência	Frequência	Total
	estudos internacionais	estudos nacionais	
Fluxo de Caixa Operacional	6	0	6
Despesas Operacionais/Lucro Operacional	6	0	6
(Ativo Circulante – Estoque)/Vendas	6	0	6
Vendas/Estoque	6	0	6
Ativo Permanente/Patrimônio Líquido	0	6	6
Empréstimos/Ativo Circulante	0	4	4

Fonte: adaptado de Pereira e Martins (2016).

O levantamento das pesquisas conduzidas entre 1930 e 2015 evidencia que tanto na literatura internacional quanto na nacional, os indicadores mais empregados são de natureza contábil, sendo obtidos a partir dos demonstrativos financeiros das empresas. Mesmo em estudos recentes, como os de Stasko, Birzniece e Kebers (2021) e Buele, Mora e Santiago (2021), é possível observar a persistência do uso do Z-Score (Altman, 1968) como um preditor de falências, reforçando a eficácia das variáveis contábeis e financeiras na análise de empresas insolventes. Além disso, mesmo em pesquisas como Firk, Richter e Wolff (2021) e Jaki e Cwiek (2020), onde o Z-Score (Altman, 1968) não é aplicado, ainda é mantido o uso de indicadores contábeis e financeiros.

Para examinar o desempenho das empresas insolventes durante o período analisado, foram utilizados tanto indicadores tradicionais quanto métricas baseadas em valor (value-based metrics). Estas últimas foram derivadas de estudos anteriores, como os de Caselani e Caselani (2006), Corrêa (2012), Segovia e Camacho (2012) e Correa, Assaf Neto e Lima (2013), sendo que a maioria delas faz uso de indicadores propostos pela literatura convencional.

No que diz respeito às variáveis financeiras, a análise engloba indicadores de desempenho operacional, atividade, geração de caixa, equilíbrio financeiro, estrutura de capital, alavancagem, rentabilidade, lucratividade e spread. A abordagem de múltiplos indicadores tem por objetivo a construção de um modelo abrangente, diferenciando-se dos modelos anteriores que se concentram apenas em um grupo específico de variáveis (Fabozzi & Grant, 2000; Rappaport, 2001; Copeland, Koller, & Murin, 2002; Martin & Petty, 2004; Caselani &

Caselani, 2006; Martins, 2009; Botazzi, Grazi, Secchi, & Tamagni, 2011; Segovia & Camacho, 2012; Firk, Richter, & Wolff, 2020; Belli, 2020 e Jaki & Cwiek, 2021).

Tabela 8 – Variáveis Analisadas

(continua)

Variável	Descrição	Código
Independência financeira	PL/AT	Indepfin
Endividamento	$(PC+PNC)/PL$	CapTerc
Índice de endividamento Oneroso	PF/AT	EndOner
Relação Capital de Terceiros/Ativo Total	$(PC+PNC)/AT$	CT/AT
Composição do Endividamento	$PC/(PC+PNC)$	CompEnd
Composição do Endividamento Bancário	PCF/PF	EndBanc
Imobilização do Patrimônio Líquido	$Imob/PL$	ImobPL
Imobilização de Recursos Não Correntes	$Imob/(PL+PNC)$	ImobRNC
Retorno sobre o Ativo	$NOPAT/AT$	ROA
Retorno sobre o Patrimônio Líquido	LL/PL	ROE
Margem Bruta	LB/RL	MargBruta
Margem Operacional	$NOPAT/RL$	MargOp
Margem Líquida	LL/RL	MargLiq
Giro do Ativo	RL/AT	GiroAt
Giro do Patrimônio Líquido	RL/PL	GiroPL
Liquidez Corrente	AC/PC	LiqCorr
Cobertura de Juros	$EBITDA/DF$	Cover

Tabela 8 – Variáveis Analisadas

(conclusão)

Variável	Descrição	Código
Capacidade de Geração De Caixa	$EBITDA/RL$	GerCaixa
Liquidez Seca	$(AC - Est - DA)/PC$	LiqSeca
Liquidez Imediata	$Disponível/AC$	LiqImed
Liquidez Geral	$(AC + RLP)/(PC + PNC)$	LiqGeral
Capital de Giro	NIG/CCL	CapGiro
Crescimento Das Vendas	$(RL_t/RL_{t-1}) - 1$	CrescRec
Eficiência Operacional	DO/RL	EficOp
Grau de Alavancagem Operacional	$[(NOPAT_t - NOPAT_{t-1})/NOPAT_{t-1}] / [(RL_t - RL_{t-1})/RL_{t-1}]$	GAO
Grau de Alavancagem Financeira	ROE/ROA	GAF
Alíquota Efetiva de Imposto de Renda	$IR/LAIR$	AliqIR
Custo do Capital De Terceiros	$DF/PF \times (1 - 0,34)$	Ki
Custo do Capital Próprio	$[Rf + \beta \times (Rm - Rf)] + RiscoBR$	Ke
Taxa de Crescimento Do NOPAT	$bNOPAT \times ROA$	Gnopat
<i>Spread</i> da Empresa	$(ROA - Ki)$	SpreadEmpr
<i>Spread</i> dos Acionistas	$(ROE - Ke)$	SpreadAc
Taxa de Retenção Do Lucro Líquido	$[1 - DivLL]$	RetLL

Fonte: Elaborada pela autora.

Após a análise destes 33 indicadores, houve uma separação dos indicadores em grupos para que fosse escolhida uma variável de cada grupo visando reduzir a multicolinearidade. Abaixo está o detalhamento das variáveis por grupo.

Tabela 9 – Grupos de Variáveis

Grupo	Variável
Estrutura de Capital	Indepfin
	Capterc
	Endoner
	Ctat
	Compend
	Endbanc
	Imobpl
	Imobrnc
Rentabilidade	ROA
	ROE
	Margbrut
	Margop
	Margliq
	Giroat
Liquidez	Giropl
	Liqcorr
	Cover
	Gercaixa
	Liqseca
	Liqimed
	Liqgeral
Capgiro	
Operação	Crescrec
	Eficop
	GAO
	GAF
	AliqIR
Investimento	Ki
	Ke
	Gnopat
	Spreadem
	Spreadac
	Retll

Fonte: Elaborada pela autora.

As variáveis selecionadas por grupo foram determinadas segundo o grau de significância ao ser feita uma regressão logística do tipo stepwise, com o objetivo de melhorar

a qualidade das informações. As variáveis financeiras que serão utilizadas para as análises são: endividamento bancário, margem bruta, capital de giro e spread.

Tabela 10 – Variáveis Financeiras Selecionadas

Variável	Definição	Código
Composição do Endividamento Bancário	PCF/PF	EndBanc
Margem Bruta	LB/RL	MargBruta
Capital de Giro	NIG/CCL	CapGiro
Spread da Empresa	$(ROA - Ki)$	Spread

Fonte: Elaborada pela autora.

Como diferencial, este estudo visou identificar a relevância de variáveis de valor para a determinação de insolvência de empresas. As variáveis de valor analisadas são o valor econômico agregado, valor adicionado com base caixa, valor de mercado agregado, valor criado ao acionista, retorno da empresa acima do custo de capital, custo do capital ajustado ao risco e valor econômico futuro (Fernandez, 2002; Corrêa, 2012 e Correa, Assaf Neto, & Lima, 2013). Cada uma das variáveis será detalhada na tabela 11.

Tabela 11 – Variáveis de Valor Selecionadas

Variável	Descrição	Código
Valor Econômico Agregado	$NOPAT - WACC \times invest$	EVA
Valor de mercado Agregado	$Valor\ de\ mercado\ da\ firma - capital\ total$	MVA
Valor criado ao acionista	$Valor\ de\ mercado\ do\ PL \times (retorno\ do\ acionista - Ke)$	CSV
Retorno da empresa acima do custo de capital	$ROIC - WACC$	Spread do EVA
Valor econômico futuro	$\frac{Goodwill\ a\ mercado - goodwill\ contábil}{Ativo\ total}$	EFV

Fonte: Elaborada pela autora.

Outro ponto de destaque dentre os estudos analisados é o uso de variáveis de controle, como o tempo em recuperação judicial, setor da empresa, se a recuperação é voluntária ou obrigatória, entre outros (Jaki & Cwiek, 2021; Firk, Richer, & Wolff, 2020; Belli, 2020; Vargas & Miñano, 2012; Segovia & Camacho, 2012). Para este estudo foram utilizadas as variáveis de controle abaixo.

Tabela 12 – Variáveis de Controle

Variável	Definição	Código
Setor	Categorias selecionadas segundo CNAE	CNAE
Idade	Número de anos desde que a empresa foi fundada	Age
Número de participações	Número de filiais da empresa	Particip
Tamanho da empresa	Classificação da empresa como pequena, média ou grande	Tam
Tipo de recuperação	Recuperação judicial voluntária ou obrigatória	Tipo
Duração	Duração (em dias) da fase	Dur

Fonte: Elaborada pela autora.

Bouma et al. (2001) relacionam a preocupação ambiental com o ecossistema bancário. O segundo capítulo do livro é voltado para as questões de sustentabilidade de acordo com o UBS Group, uma empresa de serviços financeiros com sede na Suíça. O grupo revela que do ponto de vista ambiental, eles podem contribuir auxiliando a reduzir emissões e desperdícios e se beneficiam com a redução de riscos financeiros.

A partir do ano 2000, a B3 (Bolsa de Valores brasileira) começou a direcionar sua atenção para questões de governança corporativa, introduzindo o Índice de Governança Corporativa e estabelecendo diferentes níveis de adesão, como o Novo Mercado para empresas que seguem os requisitos mais rigorosos, o Nível 2 como um nível intermediário, e o Nível 1 composto por empresas com menos ênfase em governança. Entre 2012 e 2022, houve um aumento significativo na proporção de empresas listadas na bolsa brasileira que declararam possuir uma área de compliance para gerenciamento de riscos, passando de 39% para 69%. Isso reflete a crescente preocupação das empresas com questões ambientais, sociais e de governança.

A exposição das práticas ilegais no mundo corporativo durante a Operação Lava-Jato também impulsionou a necessidade de políticas de transparência nas empresas brasileiras. Esses eventos levaram as organizações a adotarem procedimentos para evitar desvios éticos. Hoje em dia, o risco de não ter uma estrutura de governança e compliance bem definida é considerado quase três vezes maior do que o custo de implementação dessas práticas (Zanobia, 2022).

Quanto à utilidade dos indicadores ESG para os investidores, um estudo de Amel-Zadeh e Serafeim (2017) evidencia que a maioria dos entrevistados utiliza dados ESG para avaliar investimentos, pois consideram esses aspectos relevantes para o desempenho financeiro das empresas. Além disso, há uma distinção entre os cidadãos norte-americanos e europeus: enquanto os norte-americanos focam mais nos aspectos financeiros, os europeus dão maior importância aos aspectos éticos associados às práticas ESG, embora o estudo sugira que a motivação real seja financeira. A pesquisa também aponta que o segundo motivo para o uso de dados ESG pelos investidores é avaliar o risco das empresas.

Em um contexto de conflito de agência e governança, Ashbaugh-Skaife et al. (2006) destacam que a governança é uma resposta aos conflitos de agência, especialmente aqueles relacionados a assimetria informacional entre a administração e os agentes externos. Mecanismos de governança são implementados para reduzir esse tipo de conflito, promovendo tomadas de decisões gerenciais mais informadas e limitando comportamentos oportunistas.

Diante desses cenários, esta pesquisa tem como objetivo avaliar se a adoção de práticas ESG pelas empresas contribui para sua solvência. Para isso, foram utilizadas variáveis dummy para identificar a presença de práticas ESG nas empresas, tais como: i) publicação de relatório de sustentabilidade; ii) destaque em práticas de transparência conforme dados da ANEFAC; iii) índice de governança da B3. Caso a empresa adote uma ou mais dessas práticas, a variável ESG é definida como 1; caso contrário, é definida como 0.

Tabela 13 – Variáveis ESG Seleccionadas

Variável	Definição	Código
ESG	0 se não possui práticas ESG 1 se possui práticas ESG	ESG

Fonte: Elaborada pela autora.

O elevado número de indicadores escolhidos se deve as avaliações de pesquisas anteriores, como Fabozzi e Grant (2000), Rappaport (2001), Copeland, Koller e Murin (2002), Martin e Petty (2004), Martins (2009) e Assaf Neto (2014), as quais revelam deficiências em

um ou mais indicadores, além de nem todos os direcionadores serem aplicados para todos os setores utilizados na amostra.

Dessa forma, utilizando um grande número de indicadores, será possível verificar os que possuem maior significância e utilizá-los para avaliar as empresas em RJ, visto que o número de indicadores considerados no modelo parece ter pouca influência na capacidade preditiva (Pereira & Martins, 2015). No entanto, são conhecidas as implicações de multicolinearidade e heterocedasticidade que o uso de diversas variáveis pode resultar e, para que a análise estatística não seja prejudicada, foram selecionadas as variáveis mais significativas.

3.2 Determinação da amostra e coleta de dados

Considerando que o objetivo central desta pesquisa é descobrir as possíveis relações entre indicadores financeiros e a saúde financeira das empresas, a amostra selecionada é composta por um grupo de 36 empresas brasileiras que se encontram em processo de recuperação judicial, cujos dados foram obtidos através do Portal da Comissão de Valores Mobiliários (CVM). Além disso, uma amostra de controle composta por 39 empresas foi incorporada à análise para avaliar paralelismos e distinções entre os dois grupos de estudo.

O tamanho da amostra foi limitado em razão da disponibilidade de dados divulgados pelas empresas. Nota-se que devido a essa limitação, alguns estudos selecionam somente uma empresa para fazer um estudo de caso, como Dos Santos et. al (2020) e Alves e Cardoso (2021) que analisaram o caso da OI S/A. Além da dificuldade de acesso aos dados, o cálculo das variáveis foi uma dificuldade encontrada ao longo do estudo, visto que foram selecionados diversos indicadores e para o cálculo da maioria são necessários ajustes nos dados disponíveis.

Outros estudos que analisam recuperação judicial de empresas brasileiras têm que lidar com amostras menores de empresas em RJ, as quais variam entre 2 e 20 companhias (Silva, Garcia, Lucena e Paulo (2018), Benedetti e Hahn (2023) e Ribeiro (2022)). Com esses estudos é possível observar que utilizando apenas duas empresas ou quando a base de controle é muito maior que a base de empresas em RJ não foi demonstrada significância estatística. Ciente das limitações e verificando que estudos com cerca de 20 companhias demonstram significância estatística, foram utilizadas 75 empresas para este estudo, das quais 36 passaram por RJ no período analisado.

Durante o período de análise, que abrangeu os anos de 2010 a 2020, foram considerados dados trimestrais. Essa escolha se justifica devido à imposição das normas internacionais de

contabilidade no Brasil, conforme o *International Financial Reporting Standards* (IFRS), a partir de 2010. Adicionalmente, esse intervalo de tempo permitiu a criação de uma amostra diversificada, englobando empresas que enfrentaram falência, empresas que permaneceram em processo de recuperação judicial e também aquelas que conseguiram a reestruturação, quitaram as dívidas com os credores e saíram do processo de recuperação judicial.

O processo de construção da base de dados foi conduzido utilizando informações obtidas de diversos recursos, como a plataforma Economática®, o Portal da Comissão de Valores Mobiliários (CVM), a Valor Pro®, o website da Associação Nacional dos Executivos de Finanças, Administração e Contabilidade (ANEFAC) e os próprios relatórios das empresas. Após a coleta de dados, foram realizadas análises utilizando o software Stata 14.0, por meio da aplicação do método de regressão logística, que permitiu investigar as possíveis associações entre os indicadores financeiros e os desfechos das empresas em recuperação judicial.

3.2.1 Estatística descritiva

A amostra conta com 2,954 observações e 73 variáveis. A estatística descritiva da amostra é exposta a seguir com o objetivo de verificar como as observações e variáveis se comportam.

Dentre 2.954 observações, nas quais estão a base de empresas em RJ e a base de controle, em 81,5% dos períodos as empresas analisadas não estavam em RJ e em 17,5% dos períodos as empresas estavam.

Tabela 14 – Estatística Descritiva Período em RJ

Período em RJ	Frequência	Percentual
Não estava em RJ	2,417	81,5%
Período em RJ	516	17,5%
Total	2,954	100%

Fonte: Elaborada pela autora.

Se consideramos apenas a amostra de empresas em RJ, em 51,8% dos períodos analisados as empresas não estão em RJ e em 48,2% estão em RJ.

Tabela 15 – Estatística Descritiva Empresas em RJ

Período em RJ	Frequência	Percentual
Não estava em RJ	1,519	51,8%
Período em RJ	1,414	48,2%
Total	2,933	100%

Fonte: Elaborada pela autora.

Quanto a falência, em 6,3% dos períodos analisados as empresas faliram, o que representa 4 empresas na amostra analisada.

Tabela 16 – Estatística Descritiva Falência

Falência	Frequência	Percentual
Não faliu	2,749	93,7%
Faliu	163	6,3%
Total	2,933	100%

Fonte: Elaborada pela autora.

A seguir será detalhada a estatística descritiva das variáveis consideradas nesta pesquisa.

Tabela 17 – Estatística Descritiva Variáveis Financeiras e de Valor

Variável	Observações	Média	Desvio Padrão
Endbanc	2,760	0,45	0,31
Margbrut	2,800	-17,82	445,39
Capgiro	2,882	1,15e7	6,18e7
Ke	2,932	0,14	0,12
Spreadem	2,899	-5532654	3,56e7

Fonte: Elaborada pela autora.

No caso da variável ESG, por ela ser uma dummy, em 1097 períodos ela é 0 e em 1837 períodos ela é classificada como 1. Isso indica que a maioria das empresas possui práticas ESG no período analisado.

Tabela 18 – Estatística Descritiva Variável ESG

Variável	Observações	0	1
ESG	2,934	1,097	1,837

Fonte: Elaborada pela autora.

A partir da análise e seleção das variáveis, foi feita uma regressão logística primeiramente somente com as variáveis financeiras, secundamente com a inclusão de variáveis de valor e, por fim, com a inclusão da variável ESG com o objetivo de verificar se contribuem para o poder explicativo e para a capacidade preditiva do modelo.

3.3 Modelo utilizado

Este estudo buscou analisar empresas entre os anos de 2010 e 2020 visando identificar os indicadores mais significativos em cada uma das situações abaixo:

- i) Quando as empresas estiveram em RJ;
- ii) Quando as empresas definitivamente faliram.

Para realizar a análise proposta, os pesquisadores conduziram regressões logísticas para avaliar como as variáveis independentes, incluindo as relacionadas ao valor e às práticas ESG, afetam as previsões dos desfechos das empresas em recuperação judicial (RJ) e de falência.

A primeira análise focou na previsão do período de recuperação judicial. Um modelo logístico ordenado foi aplicado, levando em consideração se a empresa estava passando por em RJ em cada trimestre no período analisado. A variável dependente, denotada por RJ_{it} , indica se a empresa estava ou não em recuperação judicial para cada observação, enquanto VI corresponde ao conjunto de variáveis independentes.

$$RJ_{it} = \beta \times VI_{it} + \varepsilon_t \quad (9)$$

A segunda análise teve como objetivo a previsão de falência. Similarmente, um modelo logístico foi utilizado, onde a variável dependente FAL_{it} indica se a empresa faliu ou não para cada observação, e VI continua representando o conjunto de variáveis independentes.

$$FAL_{it} = \beta \times VI_{it} + \varepsilon_t \quad (10)$$

Para determinar quais variáveis independentes eram estatisticamente significativas, os pesquisadores utilizaram a técnica de regressão logística *stepwise*, que gradualmente inclui e exclui variáveis para encontrar o conjunto mais relevante e com impacto significativo nas previsões. Além disso, a capacidade preditiva de cada modelo foi avaliada para entender como as variáveis independentes contribuíram para a precisão das previsões.

4 Resultados e análises

Conforme Fávero e Belfiore (2017), a regressão logística binária visa analisar a probabilidade de um determinado evento ocorrer. Esse evento é geralmente codificado por meio de uma variável dummy, na qual o valor 1 denota a ocorrência do evento e o valor 0 representa a sua ausência.

Além de ser o tipo de análise mais utilizado na literatura analisada (Silva, Garcia, Lucena & Paulo (2018), Schio & Sampaio (2022), Onofrei & Lapu (2014) e Voda, Dobrotã, Tîrcă, Dumitrascu & Dobrotã (2021)), optou-se pela regressão logística por ser mais flexível em termos de tipos de variáveis independentes, incluindo variáveis categóricas e contínuas, por ter menos sensibilidade a violações das suposições, se comparada a análise discriminante, tornando-a mais robusta e por lidar melhor com conjunto de dados desbalanceados.

Feitas as análises necessárias, os dados foram submetidos a regressão logística por meio do software Stata/SE 14.0, com o período em RJ como variável dependente e as variáveis endividamento bancário, margem bruta, capital de giro, spread, EVA e ESG como independentes.

As regressões foram feitas de três formas visando identificar a contribuição das variáveis de valor e variáveis ESG no modelo.

1. Modelo A: endividamento bancário, margem bruta, capital de giro e spread;
2. Modelo B: endividamento bancário, margem bruta, capital de giro, spread e EVA;
3. Modelo C: endividamento bancário, margem bruta, capital de giro, spread, EVA e ESG.

Os resultados estão expostos abaixo:

Tabela 19 – Resultados Regressão Logística Modelo A

Variável	Coefficiente	Desvio Padrão	P-valor
<i>Endbanc</i>	0.75	0.174	0.000
<i>Spreadem</i>	4.79e-6	5.98e-7	0.000
<i>Capgiro</i>	-7.90e-8	1.09e-8	0.000
<i>_cons</i>	-1.46	0.113	0.000

Fonte: Resultados da pesquisa.

Os resultados do modelo A indicam que as variáveis significantes a 95% são endividamento bancário, spread e capital de giro. Há uma relação positiva entre o endividamento bancário e o spread e uma relação negativa do capital de giro. Desse modo, um aumento na variável independente, a empresa estar ou não em RJ, está associado principalmente ao endividamento bancário da mesma. Um aumento no endividamento aumenta em 75% as chances da empresa estar em RJ.

Ainda é possível verificar que as variáveis com coeficiente negativo indicam que o aumento na variável independente está associado a uma diminuição do indicador. No entanto, o coeficiente da variável capital de giro indica que mudanças nessa variável impactam pouco nas variações da variável dependente.

Tabela 20 – Matriz de Confusão Modelo A

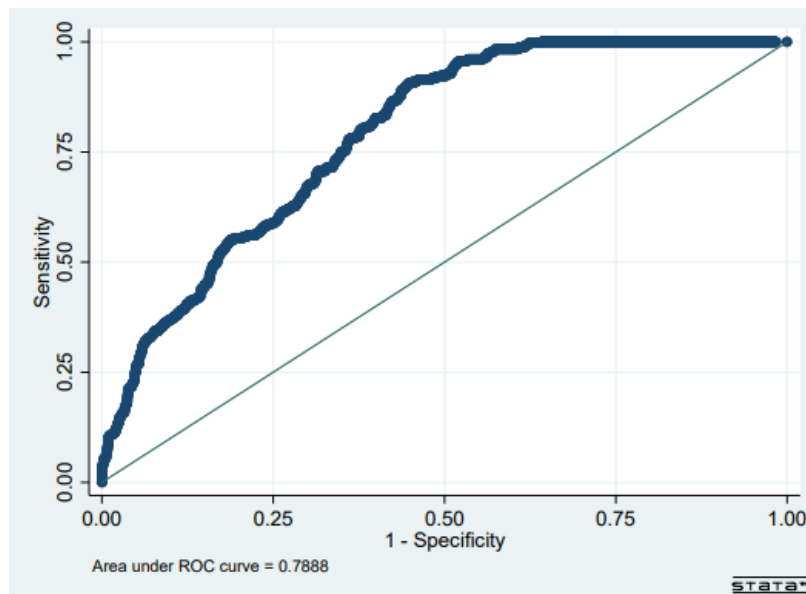
Classificação	Verdadeiros Positivos	Falsos Negativos	Total
Verdadeiros Negativos	31	15	46
Falsos Positivos	449	2177	2626
Total	480	2192	2672

Fonte: Resultados da pesquisa.

A tabela 20 contém a matriz de confusão do modelo A e analisando a classificação de verdadeiros positivos, verdadeiros negativos, falsos positivos e falsos negativos tem-se como indicativo que esse modelo classifica corretamente 82,63% dos casos.

Visando analisar o desempenho do modelo na classificação de dados, abaixo tem-se a curva de sensibilidade ou também chamada de curva ROC. Segundo Fávero e Belfiore (2015), pode-se observar na curva ROC o comportamento do *tradeoff* entre sensibilidade e especificidade. Nesse sentido, quanto maior a área abaixo da curva, mais eficiente é o modelo.

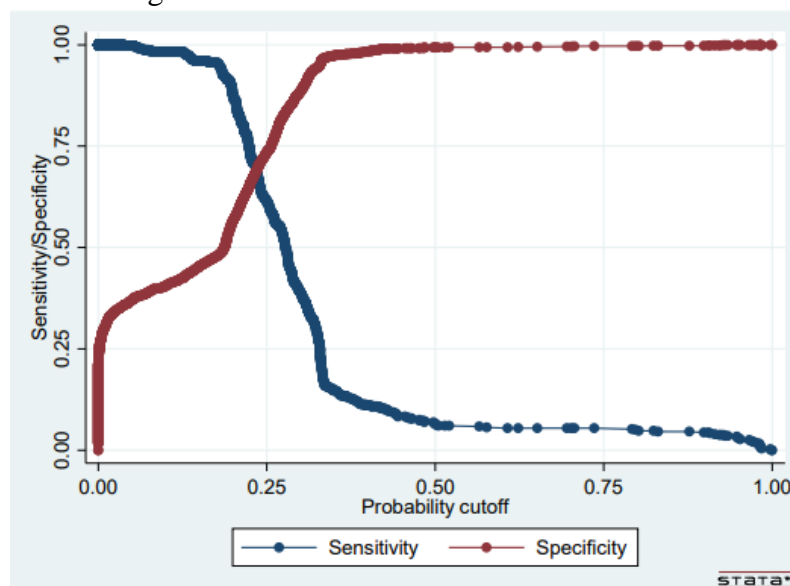
Figura 1 – Curva ROC Modelo A



Fonte: Software Stata 14.0.

Também foi feita a análise de sensibilidade para identificar um valor aproximado de *cutoff* que iguala a sensibilidade a especificidade.

Figura 2 – Curva de Sensitividade Modelo A



Fonte: Software Stata 14.0.

No modelo B foi feita a inclusão do EVA como variável de valor no modelo. Com a regressão, pode-se verificar que o EVA não é significativo, mas torna a margem bruta significativa.

Nesse caso, um aumento do endividamento bancário e uma diminuição da margem bruta indicam um aumento nas chances de recuperação judicial. O endividamento bancário permanece sendo a variável com maior poder explicativo sobre a empresa estar ou não em RJ.

Tabela 21 – Resultados Regressão Logística Modelo B

Variável	Coefficiente	Desvio Padrão	P-valor
<i>Endbanc</i>	1.09	0.211	0.000
<i>margbrut</i>	-0.02	0.008	0.003
<i>Spreadem</i>	3.78e-6	5.57e-7	0.000
<i>Capgiro</i>	-6.47e-8	1.08e-8	0.000
<i>_cons</i>	-1.51	0.145	0.000

Fonte: Resultados da pesquisa.

O modelo B classifica corretamente 82,06% dos casos, revelando que a inclusão de variáveis de valor não altera significativamente a capacidade preditiva do modelo, mas faz com que mais variáveis sejam significativas na análise de empresas em RJ.

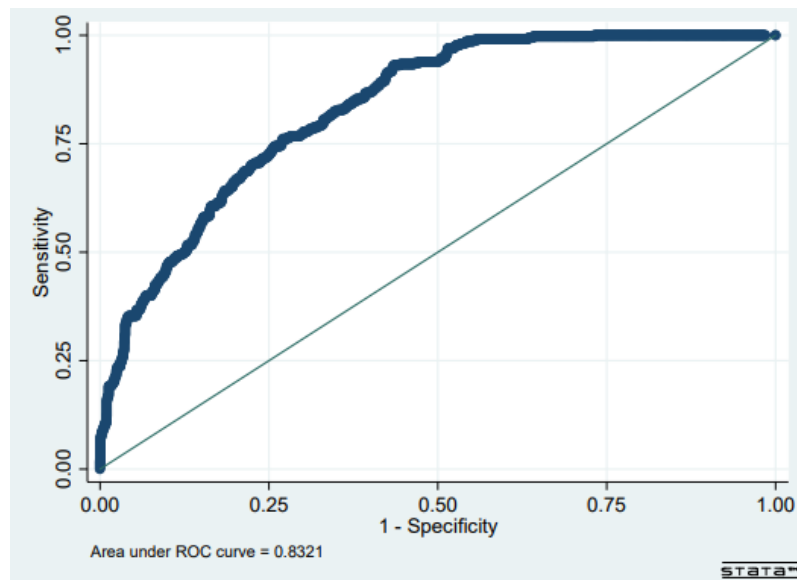
Tabela 22 – Matriz de Confusão Modelo B

Classificação	Verdadeiros Positivos	Falsos Negativos	Total
Verdadeiros Negativos	62	18	80
Falsos Positivos	298	1383	1681
Total	360	1401	1761

Fonte: Resultados da pesquisa.

A curva ROC é um indicador de eficácia do modelo ao fazer a distinção entre classes positivas e negativas. Nesse caso, a área abaixo da curva ROC é de 0.8321, indicando que o modelo tem uma taxa de verdadeiros positivos maior que a taxa de falsos negativos, conforme tabela 22. Isso sugere que o modelo tem uma boa capacidade de distinguir entre as classes, acertando as classificações positivas mais frequentemente do que errando.

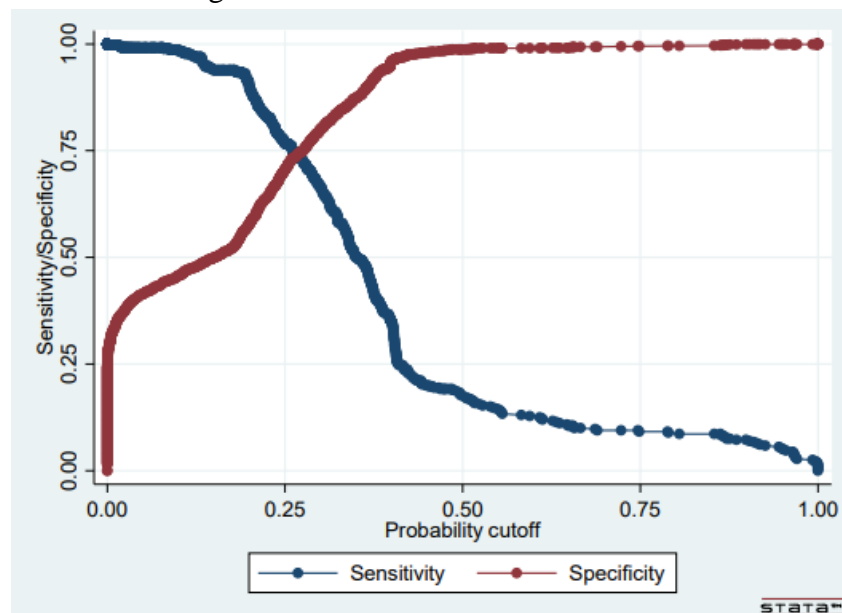
Figura 3 – Curva ROC Modelo B



Fonte: Software Stata 14.0.

Também é traçada a curva de sensibilidade do modelo, a qual mostra como a sensibilidade do modelo, ou taxa de verdadeiros positivos, varia conforme ajustamos o ponto de corte usado para classificar as observações.

Figura 4 – Curva de Sensitividade Modelo B



Fonte: Software Stata 14.0.

Por fim, o modelo C conta com a inclusão de uma variável ESG que é uma dummy onde caso a empresa tenha algum índice de governança na B3, publique relatório de sustentabilidade e/ou tenha sido indicado ao Troféu Transparência da Associação Nacional de Executivos

(ANEFAC) recebe 1, caso contrário recebe 0. A inclusão desta variável resulta na exclusão somente do EVA e as demais variáveis analisadas são significantes.

Tabela 23 – Resultados Regressão Logística Modelo C

Variável	Coefficiente	Desvio Padrão	P-valor
<i>Endbanc</i>	1.15	0.216	0.000
<i>margbrut</i>	-0.02	0.008	0.001
<i>Spreadem</i>	3.69e-6	5.61e-7	0.000
<i>Capgiro</i>	-5.94e-8	1.11e-8	0.000
<i>ESG</i>	-0.48	0.13	0.000
<i>_cons</i>	-1.25	0.145	0.000

Fonte: Resultados da pesquisa.

No modelo C, um aumento do endividamento bancário e uma diminuição da margem bruta e no índice ESG indicam um aumento nas chances de recuperação judicial. O endividamento bancário permanece sendo a variável com maior poder explicativo, mas a variável ESG passa a ter destaque na análise sobre a empresa estar ou não em RJ.

Nesse modelo a classificação é feita corretamente em 81,68% dos casos, indicando que também não há melhora significativa no poder explicativo com a inclusão de variáveis ESG neste modelo, mas, assim como no modelo B, a inclusão de novas variáveis contribui para que outras variáveis sejam significantes na análise.

Tabela 24 – Matriz de Confusão Modelo C

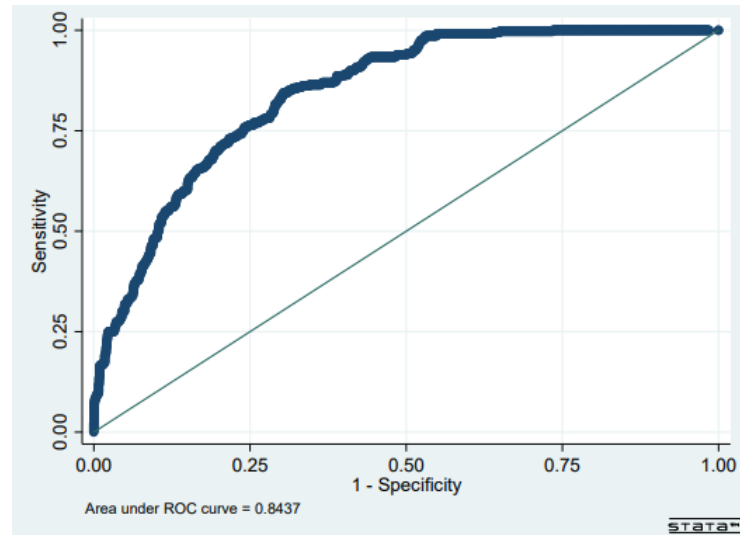
Classificação	Verdadeiros Positivos	Falsos Negativos	Total
Verdadeiros Negativos	61	20	81
Falsos Positivos	299	1361	1660
Total	360	1381	1741

Fonte: Resultados da pesquisa.

A área abaixo da curva ROC para o modelo C é de 0.8437, sendo ligeiramente superior a área do modelo B e indicando que o modelo C tem uma taxa de verdadeiros positivos maior que a taxa de falsos negativos do modelo B, conforme comparativo entre tabelas 21 e 24. Isso

sugere que, entre os três modelos, o C é que tem melhor capacidade de distinguir entre as classes, acertando as classificações positivas mais frequentemente do que errando.

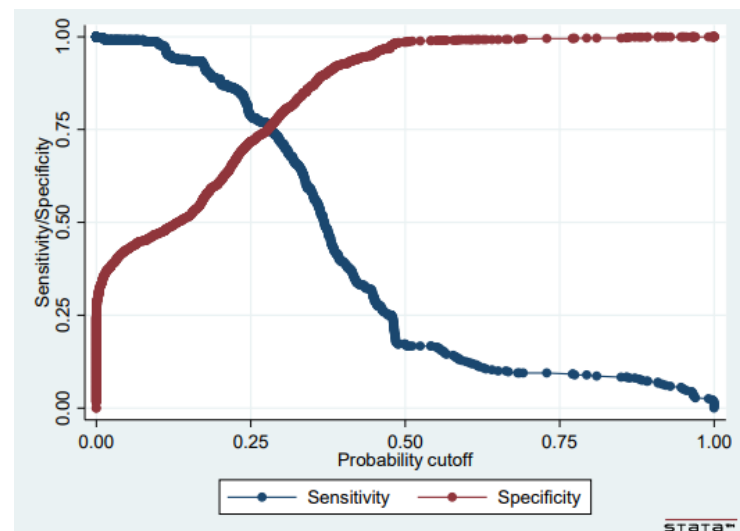
Figura 5 – Curva ROC Modelo C



Fonte: Software Stata 14.0.

Já a curva de sensibilidade é plotada a seguir:

Figura 6 – Curva de Sensitividade Modelo C



Fonte: Software Stata 14.0.

Com o objetivo de analisar as empresas que faliram na amostra estudada, foram rodados os três modelos novamente para os casos em que a variável dummy falência fosse igual a 1.

Para diferenciá-los, serão chamados de modelo D, E e F:

- Modelo D: endividamento bancário, margem bruta, capital de giro e spread;

- Modelo E: endividamento bancário, margem bruta, capital de giro, spread e EVA;
- Modelo F: endividamento bancário, margem bruta, capital de giro, spread, EVA e ESG.

Tabela 25 – Resultados Regressão Logística Modelo D

Variável	Coefficiente	Desvio Padrão	P-valor
<i>Endbanc</i>	2.42	0.558	0.000
<i>Capgiro</i>	-7.53e-7	2.17e-7	0.001
<i>_cons</i>	-2.47	0.418	0.000

Fonte: Resultados da pesquisa.

A análise mostra que as variáveis significantes no modelo D a 95% são endividamento bancário e capital de giro. Comparando com o modelo de RJ, é mantida a relação positiva entre o endividamento bancário e a relação negativa do capital de giro. No caso do modelo de falência, o endividamento bancário é ainda mais relevante que no modelo A.

Avaliando a classificação, esse modelo classifica corretamente 78,38% dos casos.

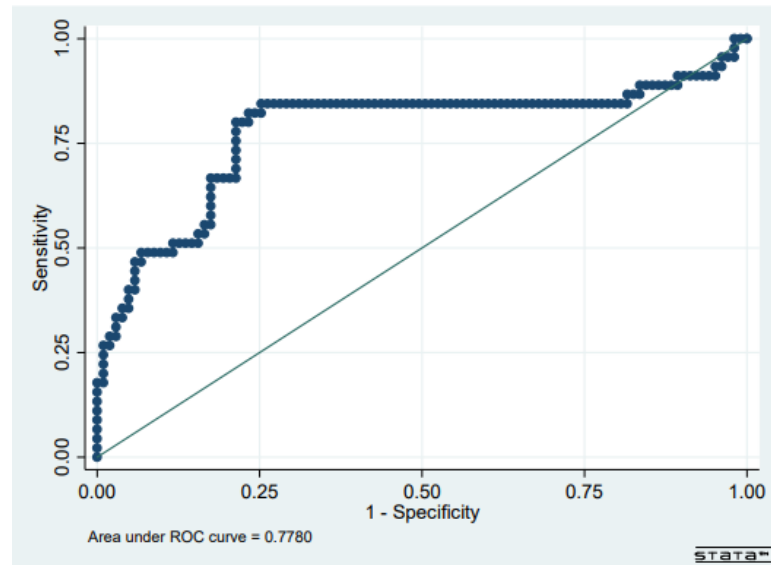
Tabela 26 – Matriz de Confusão Modelo D

Classificação	Verdadeiros Positivos	Falsos Negativos	Total
Verdadeiros Negativos	19	6	25
Falsos Positivos	26	97	123
Total	45	103	148

Fonte: Resultados da pesquisa.

A área abaixo da curva ROC do modelo D é de 0.778. Comparando com o modelo de RJ, este possui uma taxa de verdadeiros positivos maior que a taxa de falsos negativos se comparado ao modelo de falências, conforme comparativo entre tabelas 20 e 26.

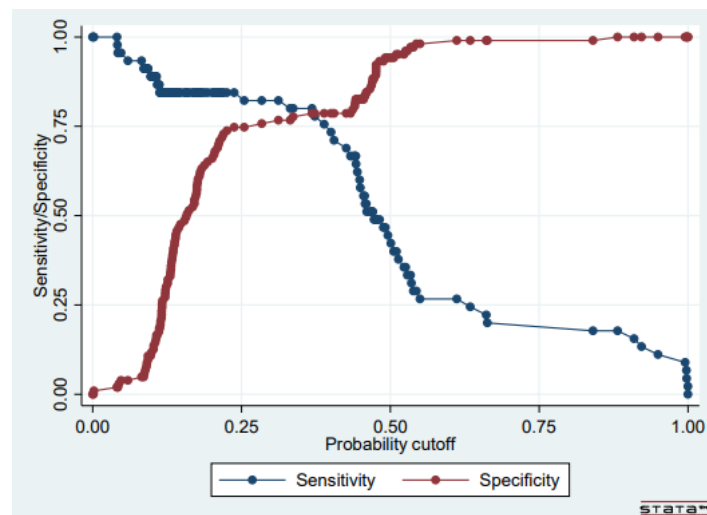
Figura 7 – Curva ROC Modelo D



Fonte: Software Stata 14.0.

A seguir é exposta a curva de sensibilidade do modelo D, a qual mostra como a sensibilidade do modelo, ou taxa de verdadeiros positivos, varia conforme ajustamos o ponto de corte usado para classificar as observações.

Figura 8 – Curva de Sensitividade Modelo D



Fonte: Software Stata 14.0.

Quando é verificado o modelo E, a inclusão de variáveis de valor não altera o modelo. Apesar de considerar o EVA, as variáveis significantes e os coeficientes permanecem as mesmas do modelo D.

Tabela 27 – Resultados Regressão Logística Modelo E

Variável	Coefficiente	Desvio Padrão	P-valor
<i>Endbanc</i>	2.42	0.558	0.000
<i>Capgiro</i>	-7.53e-7	2.17e-7	0.001
<i>_cons</i>	-2.46	0.418	0.000

Fonte: Resultados da pesquisa.

O modelo E classifica corretamente 78,38% dos casos, revelando que a inclusão de variáveis de valor não altera significativamente a capacidade preditiva do modelo.

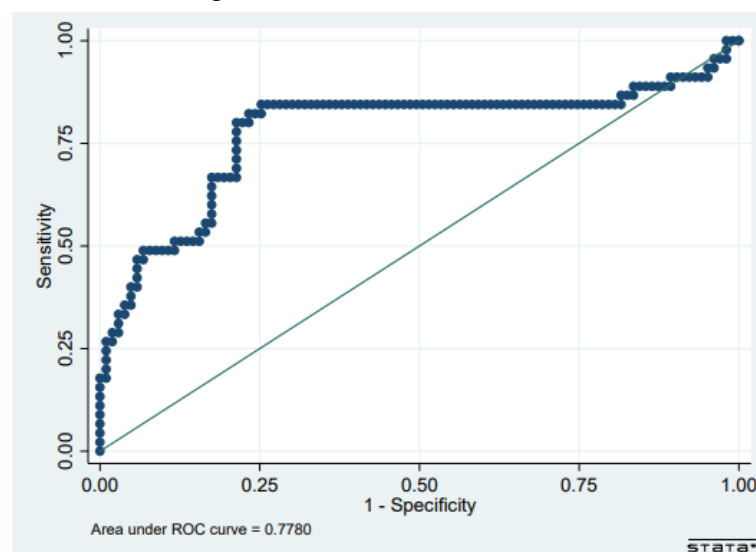
Tabela 28 – Matriz de Confusão Modelo E

Classificação	Verdadeiros Positivos	Falsos Negativos	Total
Verdadeiros Negativos	19	6	25
Falsos Positivos	26	97	123
Total	45	103	148

Fonte: Resultados da pesquisa.

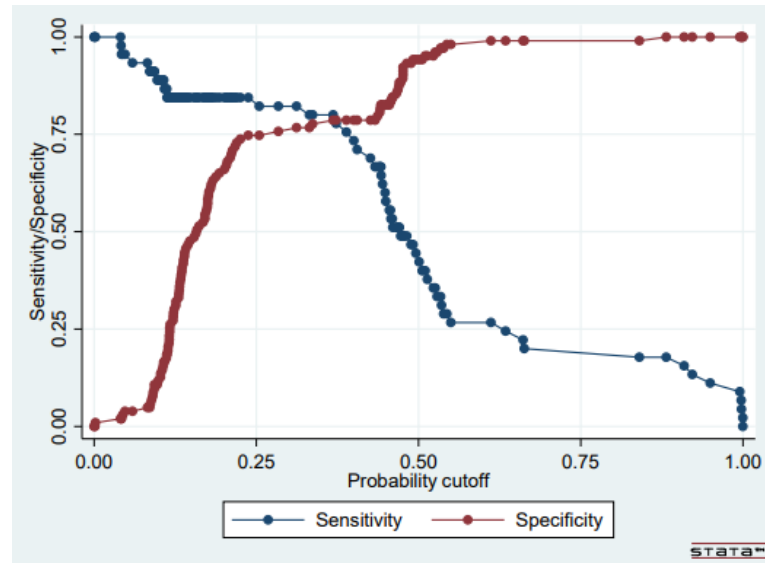
Da mesma forma que os resultados encontrados são os mesmos para os modelos D e E, as curvas ROC e curva de sensibilidade também são.

Figura 9 – Curva ROC Modelo E



Fonte: Software Stata 14.0.

Figura 10 – Curva de Sensitividade Modelo E



Por fim, o modelo F conta com a inclusão de uma variável ESG. A inclusão desta variável resulta na exclusão das variáveis spread, EVA, ESG e margem bruta, a 95% de significância.

Tabela 29 – Resultados Regressão Logística Modelo F

Variável	Coefficiente	Desvio Padrão	P-valor
<i>Endbanc</i>	2.42	0.558	0.000
<i>Capgiro</i>	-7.53e-7	2.17e-7	0.001
<i>_cons</i>	-2.46	0.418	0.000

Fonte: Resultados da pesquisa.

Nesse modelo a classificação é feita corretamente em 78,38% dos casos, indicando que também não há melhora significativa no poder explicativo com a inclusão de variáveis ESG neste modelo.

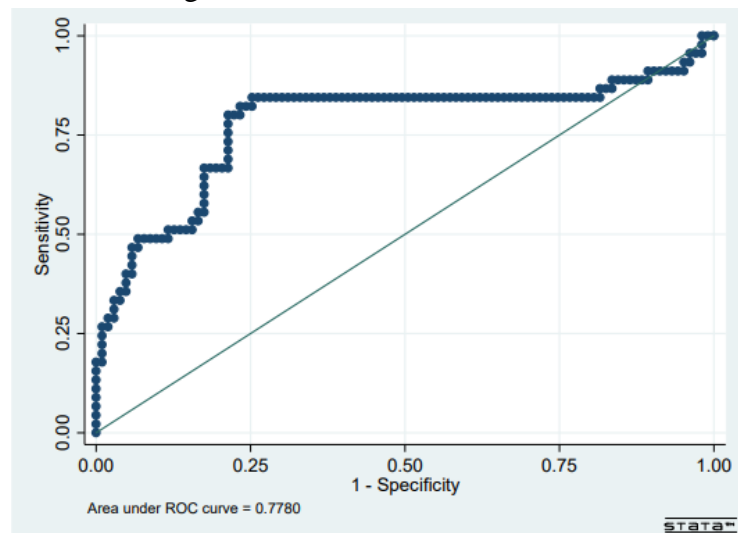
Tabela 30 – Matriz de Confusão Modelo F

Classificação	Verdadeiros Positivos	Falsos Negativos	Total
Verdadeiros Negativos	19	6	25
Falsos Positivos	26	97	123
Total	45	103	148

Fonte: Resultados da pesquisa.

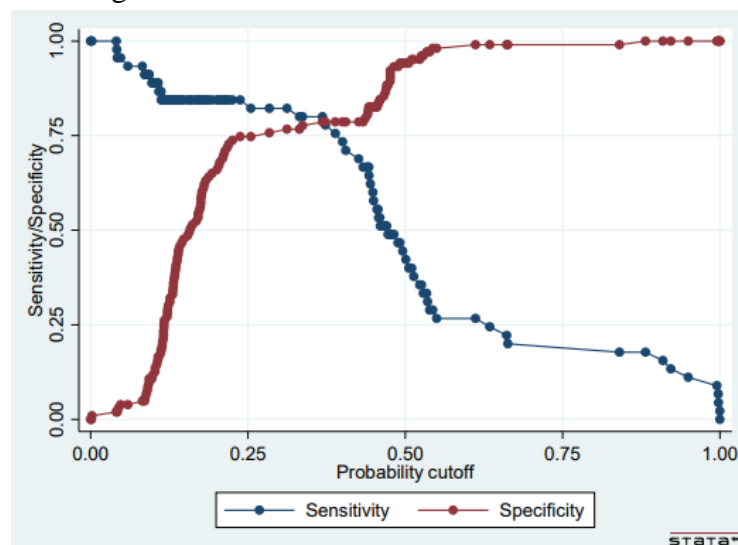
No caso das empresas que faliram, nota-se que não houve diferenças entre os três modelos estabelecidos e, mais uma vez, as curvas ROC e de sensibilidade são as mesmas.

Figura 11 – Curva ROC Modelo E



Fonte: Software Stata 14.0.

Figura 12 – Curva de Sensibilidade Modelo E



Fonte: Software Stata 14.0.

Nesse sentido, os resultados encontrados são expostos nas tabelas 31 e 32.

Tabela 31 – Resumo resultados da análise RJ

Modelo	Variáveis Utilizadas	Variáveis Significantes	Percentual de Classificação Correta
A	Endbanc, margbrut, capgiro e spread	Endbanc, capgiro e spread	82,63%
B	Endbanc, margbrut, capgiro, spread e EVA	Endbanc, margbrut, capgiro e spread	82,06%
C	Endbanc, margbrut, capgiro, spread, EVA e ESG	Endbanc, margbrut, capgiro, spread e ESG	81,68%

Fonte: Elaborada pela autora.

No caso da análise de recuperação judicial, em todos os modelos as variáveis endividamento bancário, capital de giro e spread foram significantes. Na medida com que foram adicionadas novas variáveis nos modelos B e C, mais variáveis passaram a ser significantes, mas o percentual de classificação correta diminuiu.

Tabela 32 – Resumo resultados da análise falência

Modelo	Variáveis Utilizadas	Variáveis Significantes	Percentual de Classificação Correta
D	Endbanc, margbrut, capgiro e spread	Endbanc e capgiro	78,38%
E	Endbanc, margbrut, capgiro, spread e EVA	Endbanc e capgiro	78,38%
F	Endbanc, margbrut, capgiro, spread, EVA e ESG	Endbanc e capgiro	78,38%

Fonte: Elaborada pela autora.

Já no caso da análise de empresas que faliram, os três modelos apresentaram os mesmos resultados. As variáveis significantes foram o endividamento bancário e o capital de giro e a classificação foi feita corretamente em 78,38% dos casos.

Comparando os resultados com os estudos anteriores, verifica-se que Ferreira (2017) utilizou variáveis contábeis e macroeconômicas para o trabalho. A análise foi feita utilizando regressão logística e as variáveis estatisticamente significantes foram o patrimônio líquido, lucro líquido, juros de capital de giro e a taxa Selic. Nesse sentido, nota-se a importância do

capital de giro para a análise da recuperação judicial de empresas, tendo em vista que mesmo com amostras e indicadores diferentes, esta é uma variável significativa.

Bezerra (2018) também analisa indicadores financeiros, macroeconômicos e de governança por meio de regressão logística e os indicadores que foram significantes na análise logística foram participação de capital de terceiros, endividamento total, retorno sobre o ativo, liquidez geral, composição do endividamento, giro do ativo, imobilização do patrimônio líquido, endividamento oneroso, ciclo financeiro, PIB, nível de governança corporativa e atraso na divulgação de demonstrações financeiras. Os resultados do estudo também reforçam as variáveis encontradas neste trabalho, visto que o endividamento e o nível de governança corporativa são significantes em ambos os casos. Neste estudo, o nível de governança corporativo não está com sua contribuição explícita, mas compõe a variável ESG.

Nos trabalhos de Schio e Sampaio (2022), Onofrei e Laupu (2014) e Voda, Dobrotã, Tîrcă, Dumitrascu e Dobrotã (2021), o grau de endividamento aparece como variável significativa, reiterando a importância desta variável para a análises de empresas em RJ. Nota-se que, apesar dos estudos analisados apresentarem diferentes resultados, as variáveis de endividamento e capital de giro são comuns a grande maioria, revelando sua importância. Da mesma forma, neste estudo observa-se a contribuição de variáveis de valor e ESG, mas em todos os modelos tais variáveis são significantes.

A utilização de variáveis de valor, variáveis ESG e a estruturação de modelos diferentes para recuperação judicial e para o caso de falência foram diferenciais da pesquisa que contribuíram com o preenchimento de uma lacuna na literatura. Espera-se que o modelo proposto contribua principalmente com a academia e com o mercado ao utilizar diversas variáveis e indicadores que ainda não haviam sido analisados anteriormente em um mesmo modelo com o objetivo de analisar a insolvência de empresas. Com isso, foi possível aprimorar a capacidade preditiva da recuperação judicial e falência de empresas e contribuir para a previsão e manutenção da saúde financeira das empresas.

5 Considerações finais

O cenário econômico e político do Brasil nos últimos anos fez com que o número de pedidos de recuperação judicial crescesse. Com a pandemia causada pela COVID-19 e os decretos do governo de fechamento de atividades não essenciais, diversas empresas tiveram suas atividades suspensas e isso causou dificuldades no cumprimento de obrigações financeiras. Com o propósito de oferecer suporte às empresas, o Projeto de Lei nº. 1.397/2020 estabeleceu diretrizes reformuladas para os pedidos de recuperação judicial apresentados durante períodos de crise. Essa iniciativa marcou um substancial progresso na ampliação da disponibilidade de crédito, um elemento determinante para incentivar a criação de empregos, o aumento da renda e a revitalização do crescimento econômico do país.

Outro fator determinante para o aumento do conhecimento popular sobre a recuperação judicial foi o pedido da Americanas. Após a revelação da fraude bilionária nos resultados da companhia, a empresa entrou com pedido de recuperação judicial para negociar o pagamento das dívidas.

Nesse contexto, a presente pesquisa teve por objetivo identificar quais os indicadores financeiros são significantes para a previsão da empresa entrar em RJ ou falir, assim como verificar se indicadores de valor e ESG contribuem para a melhora de previsão do modelo.

Com esse propósito, foi empregada uma amostra constituída por 36 empresas brasileiras em processo de recuperação judicial, cujos dados foram disponibilizados no Portal CVM. Adicionalmente, uma amostra de controle composta por 39 empresas foi utilizada para examinar as similaridades e diferenças entre os grupos analisados. O tamanho da amostra foi limitado em razão da disponibilidade de dados divulgados pelas empresas. Nota-se devido a essa limitação, alguns estudos selecionam somente uma empresa para fazer um estudo de caso, como Dos Santos, Corcetti, Ramos, Latarini e Pellicani (2020) e Alves e Cardoso (2021) que analisaram o caso da OI S/A.

O período considerado para a análise compreendeu os anos de 2010 a 2020, sendo que os dados foram coletados trimestralmente. Essa seleção temporal foi determinada pelo início da obrigatoriedade das Normas Internacionais de Contabilidade no Brasil, conforme o International Financial Reporting Standards (IFRS), além de proporcionar uma amostra abrangente de empresas que passaram por diferentes situações: falência, recuperação judicial e sucesso na saída do processo de RJ.

Após a construção da base de dados, que incluiu informações provenientes dos demonstrativos financeiros das empresas obtidos através da plataforma Economática®, Portal

CVM, Valor Pro®, site da ANEFAC e das próprias companhias, as informações foram submetidas a análises no software Stata 14.0. Para tal, utilizou-se o método de regressão logística, uma ferramenta estatística apropriada para explorar relações entre variáveis independentes e um resultado binário, neste caso, a ocorrência ou não de determinados eventos relacionados à recuperação judicial e falência.

As variáveis foram separadas em grupos, como: estrutura de capital, rentabilidade, liquidez, operação, investimento, valor e ESG e para cada um dos grupos de variáveis foi feita uma regressão logística, utilizando o método stepwise, e foram selecionadas as variáveis com maior significância para compor o modelo visando melhorar a qualidade das informações. As variáveis financeiras utilizadas para as análises foram: endividamento bancário, margem bruta, capital de giro e spread. Ainda foram incluídas as variáveis EVA e ESG com o objetivo de verificar se contribuíram para o poder explicativo e para a capacidade preditiva do modelo.

As regressões foram feitas separadamente para as empresas em recuperação judicial e para as empresas que faliram. No primeiro grupo de análise, foram executados três modelos:

- Modelo A: endividamento bancário, margem bruta, capital de giro e spread;
- Modelo B: endividamento bancário, margem bruta, capital de giro, spread e EVA;
- Modelo C: endividamento bancário, margem bruta, capital de giro, spread, EVA e ESG.

Como resultado, foi identificado que o modelo que possui melhor poder de classificação é o modelo A, classificando corretamente 82,63% dos casos e tendo como variáveis significantes o endividamento bancário, capital de giro e o spread. Nesse caso, um aumento do endividamento bancário ou do spread e uma diminuição do capital de giro indicam um aumento nas chances de recuperação judicial. O endividamento bancário é a variável com maior poder explicativo sobre a empresa estar ou não em RJ.

Apesar da inclusão de variáveis de valor e variáveis ESG nos modelos B e C indicar que não há melhora significativa no poder explicativo, a inclusão de novas variáveis contribui para que outras variáveis sejam significantes na análise.

No segundo grupo de análise, foram executados os mesmos três modelos, mas com nomenclaturas diferentes, para diferenciação:

- Modelo D: endividamento bancário, margem bruta, capital de giro e spread;
- Modelo E: endividamento bancário, margem bruta, capital de giro, spread e EVA;
- Modelo F: endividamento bancário, margem bruta, capital de giro, spread, EVA e ESG.

O modelo D permanece sendo o que possui melhor poder de classificação, classificando corretamente 78,38% dos casos e revelando as variáveis endividamento bancário e capital de

giro como significantes. Da mesma forma que na análise das empresas em RJ, um aumento no endividamento bancário e/ou uma diminuição no capital de giro indicam um aumento nas chances de falência.

Nesse sentido, identificados quais os direcionadores que impactam na saúde financeira da empresa, a sociedade ganha principalmente por conta da manutenção do risco de desemprego. Tendo em vista que a empresa em recuperação judicial precisa de reorganização, empregos podem ser cortados e, caso a empresa vá a falência, empregos serão perdidos. Além disso, os clientes também são beneficiados porque a empresa parceira pode ser a única que comercializa determinado produto ou serviço, ou então é a que oferece melhores condições, e a solvência desta companhia é de extrema importância aos clientes também. Além disso, empresas saudáveis contribuem para uma economia mais forte, fazendo com que o risco-país diminua e os investimentos externos aumentem, sendo um fator igualmente positivo para a sociedade.

Este estudo também contribui com os investidores e credores ao comprovar quais indicadores são relevantes para analisar e prever sobre a saúde financeira da empresa. Sabendo que a partir de dados financeiros divulgados pelas empresas é possível verificar novos indicadores, que contribuem para a análise, os investidores, credores e demais partes relacionadas serão beneficiados. Dessa forma, a análise será mais criteriosa e o investimento assertivo.

O governo é parte interessada visto que os impostos são parte importante da arrecadação e se a empresa está com problemas o governo passa a ser mais um dos credores que a empresa deve pagar. A nova lei de recuperação judicial, falências e extrajudicial, a Lei nº. 14.112/2020, busca facilitar o processo para empresas com dificuldades financeiras, reduzindo o valor devido para até 25%. Assim, é mais lucrativo ao governo orientar as empresas para se preocuparem com os direcionadores necessários, do que dar suporte após o pedido de recuperação judicial.

Por fim, a academia também é beneficiada com este estudo, visto que pesquisas futuras poderão confirmar se essas novas variáveis utilizadas são significativas para a análise de empresas em recuperação judicial.

No entanto, o estudo teve como limitação a quantidade de empresas analisadas, devido a disponibilidade de dados, fazendo com que a análise estatística fosse limitada. O período analisado é uma segunda limitação, visto que devido a mudança da lei foi utilizado o recorte temporal de 2010 a 2020.

Como sugestão para pesquisas futuras, os mesmos indicadores poderão ser utilizados

para outros períodos visando confirmar se as conclusões obtidas podem ser generalizadas, bem como pode ser feita a comparação entre as leis com o objetivo de verificar se existem diferenças entre as variáveis significantes na vigência de cada uma das leis. Além disso, ao utilizar diversos métodos de análise, os estudos futuros poderão focar naquele que mostra maior poder explicativo.

ANEXO A – Conteúdo integral de tabelas

Tabela 3 – Estudos de modelos multivariados baseados em indicadores contábeis tradicionais

(continua)

Ano	Autor(es)	Qt. De Indicadores	Empresas da Amostra	Modelo	Eficiência do Modelo
1968	Altman	5	Indústrias capital aberto	ADLM	Eficiência para uma amostra genérica = 79%
1970	Meyer e Pifer	18	Bancos	Logit	Insolventes (100%); Solventes (89%)
1972	Deakin	14	Geral	ADLM	Insolventes (77%); Solventes (82%)
1972	Edmister	7	Pequenas empresas	ADLM	Insolventes (80%); Solventes (82%)
1973	Altman	-	Empresas ferroviárias	ADLM	Eficiência para uma amostra genérica = 83%
1973	Gru	5	Pequenas Empresas	ADLM	Insolventes (85%); Solventes (87%)
1973	Wilcox	2	Geral	Logit	Eficiência para uma amostra genérica = 94%
1974	Blum	2	Geral	ADLM	Eficiência para uma amostra genérica = 87%
1974	Taffler	5	Indústrias Inglesas	ADLM	Insolventes (60%)
1975	Libby	5	Geral	Judgemen- tal	Eficiência para uma amostra genérica = 74%
1976	Altman e Loris	15	Corretoras	ADLM	Insolventes (87,5%); Solventes (85%)
1976	Beerman	10	Empresas Alemãs	ADLM	Eficiência para uma amostra genérica = 90%
1976	Diamond Jr.	8	Empresas Industriais	ADLM e AF	Insolventes (97,3%); Solventes (90,7%)

Tabela 3 – Estudos de modelos multivariados baseados em indicadores contábeis tradicionais

(continuação)					
Ano	Autor(es)	Qt. De Indicadores	Empresas da Amostra	Modelo	Eficiência do Modelo
1977	Altman, Haldeman e Narayanan	7	Geral	ADLM	Insolventes (92,5%); Solventes (91,4%)
1977	Bilderbeek	5	Empresas Holandesas	RM por stepwise	Eficiência para uma amostra genérica = 80%
1977	Deakin	5	Geral	ADLM	Insolventes (98,3%)
1977	Hanweek	6	Bancos	Probit e AF	Insolventes (67%); Solventes (99%)
1977	Moyer	9	Geral	ADLM	Insolventes (89%); Solventes (82%)
1977	Santomero e Vinso	2	Bancos	ADLM	Insolventes (100%); Solventes (97%)
1977	Taffler	4	Indústrias Inglesas	ADLM	Insolventes (98%); Solventes (100%)
1977	Ketz	16	Geral	ADLM	Insolventes (56%); Solventes (97%)
1978	Mason e Harris	6	Construtoras Inglesas	ADLM	Eficiência para uma amostra genérica = 64%
1979	Norton e Smith	11	Geral	ADLM	Insolventes (100%); Solventes (96,7%)
1980	Altman e Levallee	5	Empresas canadenses	ADLM	Insolventes (94,1%); Solventes (90%)
1980	Marais	4	Indústrias e distribuidoras inglesas	ADLM	Eficiência para uma amostra genérica = 100%
1980	Pettway e Sinkey Jr	4	Bancos	ADLM	Insolventes (92%); Solventes (100%)
1980	Sharma e Mahajan	2	Empresas varejistas	ADLM	Eficiência para uma amostra genérica = 92%
1980	Taffler	4	Distribuidoras inglesas	ADLM	Insolventes (96%); Solventes (100%)
1981	Castanga e Matolcsy	10	Empresas Australianas	ADLM	Insolventes (90%); Solventes (100%)

Tabela 3 – Estudos de modelos multivariados baseados em indicadores contábeis tradicionais

(continuação)					
Ano	Autor(es)	Qt. De Indicadores	Empresas da Amostra	Modelo	Eficiência do Modelo
1981	Ta e Seah	4	Empresas de Singapura	ADLM	Insolventes (75%); Solventes (90,5%)
1982	Betts e Belhoul	5	Indústrias	ADLM	Insolventes (100%); Solventes (96%)
1982	Ko	5	Empresas japonesas	ADLM	Eficiência para uma amostra genérica = 83%
1982	Taffler	4	Indústrias e construtoras inglesas	ADLM	Insolventes (95%); Solventes (96%)
1983	Betts e Belhoul	7	Empresas inglesas	ADLM	Insolventes (96%); Solventes (96%)
1983	El Hennway, Morris	8	Indústrias e distribuidoras inglesas	ADLM	Insolventes (100%); Solventes (100%)
1983	Francis e outros	2	Geral	AF	Modelo não foi empiricamente testado
1983	Mensah	32	Empresas industriais	ADLM e logit	Insolventes (55%); Solventes (86%) e Eficiência para uma amostra genérica = 100%
1983	Springate	4	Empresas canadenses	ADLM	Insolventes (90%); Solventes (95%)
1984	Appetiti	47	Indústrias italianas	ADU e ADLM	Insolventes (92%); Solventes (84%)
1984	Fulmer e outros	9	Pequenas empresas	ADLM	Insolventes (96%); Solventes (100%)
1984	Izan	5	Empresas australianas	ADLM	Eficiência para uma amostra genérica = 100%
1984	Lo	6	Geral	Logit	Não apresentado
1984	Zmijewski	6	Geral	Probit	Insolventes (20%); Solventes (99,5%)

Tabela 3 – Estudos de modelos multivariados baseados em indicadores contábeis tradicionais

(continuação)					
Ano	Autor(es)	Qt. De Indicadores	Empresas da Amostra	Modelo	Eficiência do Modelo
1985	Levitan e Knoblett	26	Geral	ADLM	Eficiência para uma amostra genérica = 95%
1985	Rose e Kolari	23	Bancos	ADLM	Insolventes (76%); Solventes (69%)
1985	Zavgren	7	Empresas industriais	Logit e AF	Eficiência para uma amostra genérica = 69%
1986	Scaggs e Crawford	5	Empresas aéreas	ADLM	Não informado em %
1987	Karels e Prakash	5	Geral	ADLM	Insolventes (54,5%); Solventes (96%)
1987	Lau	10	Geral	Logit	Insolventes (93,7%); Solventes (20%)
1987	Moses e Liao	3	Pequenas empresas	ADLM	Insolventes (85%); Solventes (73%)
1987 a	Pantalone e Platt	5	Bancos	Logit	Insolventes (86,7%); Solventes (83,4%)
1987 b	Pantalone e Platt	9	Geral	ADLM	Insolventes (85,71%); Solventes (96%)
1987	Peel	8	Empresas inglesas	Logit e AF	Insolventes (67%); Solventes (79%)
1988	Aziz, Emanuel e Lawson	6	Geral	ADLM e logit	Eficiência para uma amostra genérica = 88,8% e Insolventes (85,7%); Solventes (98%)
1988	Gloubos e Grammatikos	5	Empresas gregas	Probit linear, probit, logit e ADLM	
1988	MeNamara e outros	6	Empresas australianas	ADLM	Insolventes (86,4%); Solventes (83,3%)
1988	Suominen	3	Indústrias finlandesas	Logit e AF	Insolventes (71%); Solventes (86%)

Tabela 3 – Estudos de modelos multivariados baseados em indicadores contábeis tradicionais

(continuação)

Ano	Autor(es)	Qt. De Indicadores	Empresas da Amostra	Modelo	Eficiência do Modelo
1988	Unal	6	Empresas turcas de alimentação	ADLM e AF	Insolventes (91%); Solventes (93%)
1989	Hopwood e outros	7	Geral	Logit e AF	Insolventes (62,5%); Solventes (100%)
1990	Gilbert e outros	6	Geral	Logit	Insolventes (62,5%); Solventes (97,9%)
1990	Koh e Killough	4	Geral	ADLM	Insolventes (78,6%); Solventes (88,6%)
1991	Espahbodi	4	Bancos	Logit e ADLM	Insolventes (84%); Solventes (82%) e Insolventes (83%); Solventes (75%)
1991	Forsyth	7	Geral	Logit	Insolventes (93,8%); Solventes (93,8%)
1991	Goudie e Meeks	6	Empresas inglesas	ADLM	Insolventes (87,2%); Solventes (89,4%)
1991	Laitinen	6	PME finlandesas	ADLM	Insolventes (90%); Solventes (87,5%)
1992	Baldwin e Glezen	24	Geral	ADLM	Insolventes (78%); Solventes (85%)
1993	Arkaradejdachachai	4	Indústrias	Logit	Insolventes (69%); Solventes (77%)
1993	Wertheim e Lynn	6	Geral	Logit	Insolventes (78,3%); Solventes (76,1%)
1994	Hopwood e outros	7	Geral	Logit	Insolventes (81,1%); Solventes (100%)
1994	Platt, Platt e Pedersen	6	Indústrias japonesas	Logit	Insolventes (94%); Solventes (96%)
1994	Ward	9	Geral	Logit	Insolventes (51,9%); Solventes (96,9%)
1995	Altman, Hartzell e Peck	5	Empresas mexicanas	ADLM	Insolventes (82%); Solventes (100%)
1996	Gardiner e outros	12	Hospitais	ADLM e AF	Insolventes (96%); Solventes (86%)

Tabela 3 – Estudos de modelos multivariados baseados em indicadores contábeis tradicionais

(conclusão)					
Ano	Autor(es)	Qt. De Indicadores	Empresas da Amostra	Modelo	Eficiência do Modelo
1996	McGurr	7	Empresas varejistas	ADLM	Eficiência para uma amostra genérica = 69,7%
1998	Zordan	30	Empresas varejistas, atacadistas e industriais	ADLM	Insolventes (85,2%); Solventes (68,5%)
1999	Gao	5	Hotéis	ADLM	Insolventes (88%); Solventes (100%)
1999	Lennox	9	Empresas inglesas	Probit e AF	Insolventes (48,48%); Solventes (97,85%)
2001	Patterson	12	Casinos	ADLM	Insolventes (100%); Solventes (89%)
2003	Gaeremynck e Willekens	8	Empresas belgas	Logit	Eficiência para uma amostra genérica = 72,4%
2003	Grover	6	Empresas industriais	ADLM	Eficiência para uma amostra genérica = 78,1%
2004	Wang	8	Empresas de internet	Logit	Insolventes (26,7%); Solventes (90,8%)

Fonte: Adaptado de Pereira e Martins (2015).

Tabela 5 – Estudos de modelos multivariados baseados em técnicas estatísticas da terceira geração e uso de indicadores financeiros contábeis e não contábeis

(continua)

Ano	Autor(es)	Qt. De Indicadores	Empresas da Amostra	Modelo	Eficiência do Modelo
1985	Drydman, Altman e Keo	6 de 12 e 10 de 12	Geral	RN (RPA) e ADLM	Eficiência para uma amostra genérica = 100%
1988	Messier Jr. e Hansen	33	Empresas australianas	RN (ID3)	Eficiência para uma amostra genérica = 100%
1990	Bell, Ribas e Verchio	8 e 11	Bancos comerciais	Logit e RN	Insolventes (69,5%); solventes (97,3%) e Eficiência para uma amostra genérica = 86%
1991	Cadden	12	Geral	RN e ADLM	Insolventes (90%); solventes (100%) e Insolventes (80%); solventes (90%)
1991	George	7	Geral	MRPC	Insolventes (70%); solventes (90%)
1991	Luoma e Laitinen	7	Empresas finlandesas	MRPC, ADLM e logit	Insolventes (61,8%); solventes (61,8%), Insolventes (64,7%); solventes (76,5%) e Insolventes (73,5%); solventes (70,6%)
1991	Tam	9	Bancos	ADLM, logit, DEA, RN (ID3) e RN	Insolventes (75%); solventes (95%), Insolventes (70%); solventes (100%), Insolventes (80%); solventes (95%), Insolventes (77%); solventes (95%) e Insolventes (98%); solventes (95%)
1992	Coats e Fant	5	Geral	RN e ADLM	Insolventes (91%); solventes (96%) e Insolventes (72%); solventes (89%)

Tabela 5 – Estudos de modelos multivariados baseados em técnicas estatísticas da terceira geração e uso de indicadores financeiros contábeis e não contábeis

(continuação)

Ano	Autor(es)	Qt. De Indicadores	Empresas da Amostra	Modelo	Eficiência do Modelo
1992	Dwyer	9	Geral	RN (BP), RN (CP), logit e DEA	Insolventes (89%); solventes (69%), Insolventes (95%); solventes (28%), Insolventes (90%); solventes (62%) e Insolventes (76%); solventes (57%)
1992	Salchenberger e outros	5	Bancos	RN	Insolventes (85%); solventes (99,4%)
1992	Tarn e Kiang	19	Bancos	ADLM com AI, logit, DEA, RN (ID3) e RN	Insolventes (82%); solventes (96%), Insolventes (68%); solventes (95%), Insolventes (59%); solventes (75%), Insolventes (77%); solventes (82%) e Insolventes (68%); solventes (80%)
1993	Bukovinsky	11	Geral	ADLM e logit	Eficiência para uma amostra genérica = 89,2% e Eficiência para uma amostra genérica = 90,1%
1993	Fletcher e Goss	3	Geral	Logit e RN	Eficiência para uma amostra genérica = 71,3% e Eficiência para uma amostra genérica = 82,4%
1993	Guan	5	Geral	RN, ADLM e ADLM	Insolventes (100%); solventes (83%), Insolventes (87%); solventes (90%) e Insolventes (90%); solventes (93%)
1993	Jiang	5	Geral	DEA e logit	Insolventes (91%); solventes (97%) e Insolventes (76%); solventes (82%)
1993	Odom e Sharda	5	Geral	RN e ADLM	Insolventes (81,48%); solventes (82,14%) e Insolventes (59,26%); solventes (89,29%)

Tabela 5 – Estudos de modelos multivariados baseados em técnicas estatísticas da terceira geração e uso de indicadores financeiros contábeis e não contábeis

(continuação)

Ano	Autor(es)	Qt. De Indicadores	Empresas da Amostra	Modelo	Eficiência do Modelo
1993	Raghupathi, Schkade e Raju	14	Geral	RN (ID3)	Eficiência para uma amostra genérica = 86%
1993	Theodossiou	5	Hospitais	CUSUM	Insolventes (100%); solventes (100%)
1994	Tsukuda e Baba	21	Geral	RN	Insolventes (100%); solventes (100%)
1994	Wilson e Sharda	5	Geral	RN	Insolventes (97%); solventes (99%)
1995	McKee	3 de 8	Geral	RN (ID3)	Eficiência para uma amostra genérica = 97,5%
1995	Poddig	12	Empresas francesas	RN (BP)	Eficiência para uma amostra genérica = 93%
1995	Rudorfer	5	Empresas austríacas	RN	Insolventes (96%)
1995	Wilson, Chong e Peel	18	Empresas inglesas	RN	Insolventes (95%); solventes (95%)
1996	Henebry	26	Bancos	MRPC	Insolventes (99,55%); solventes (57,81%)
1996	Leshno e Spector	41	Geral	RN	Insolventes (71,4%); solventes (82,2%)
1996	Serrano-Cinca	5	Geral	RN	Eficiência para uma amostra genérica = 83,6%
2005	Andres, Landajo e Lorca	8	Empresas espanholas	RN, logit	Eficiência para uma amostra genérica = 100%
2005	Canbas, Cabuk e Kilic	14	Bancos turcos	RN + ADLM + logit + probit	Eficiência para uma amostra genérica = 99,4%
2008	Tsai e Wu	3	Instituições financeiras australianas, alemãs e japonesas	RN (BP)	
2009	Ahn e Kim	5	Geral	Comparou 56 modelos de RN	Eficiência para uma amostra genérica = 86,7%

Tabela 5 – Estudos de modelos multivariados baseados em técnicas estatísticas da terceira geração e uso de indicadores financeiros contábeis e não contábeis

(continuação)

Ano	Autor(es)	Qt. De Indicadores	Empresas da Amostra	Modelo	Eficiência do Modelo
2010	Wu, Gaunt e Gray	2	Geral	SOFM	Eficiência para uma amostra genérica = 92,9%
2011	Chaudhuri e De	27	Empresas dos Estados Unidos	SVM	Eficiência para uma amostra genérica = 98,8%
2011	Chen	42	Empresas taiwanesas	AF, RN, SVM	Eficiência para uma amostra genérica = 95%
2011	Chen e Hu	4	Empresas taiwanesas	RN	Eficiência para uma amostra genérica = 87,83%
2011	Chen, Ribeiro, Vieira, Duarte e Neves	30	Empresas francesas	RN (ID3)	-
2011	Chen, Yang, Wang, Liu, Xu, Wang e Liu	30	Empresas polonesas e	RN	Eficiência para uma amostra genérica = 89,81%
2011	Hu & Chen	-	Geral	RN	Eficiência para uma amostra genérica = 86,23%
2011	Hwang, Siao, Chung e Chu	8	Geral	DHM	-
2011	Li, Lee, Zhou e Sun	30	Empresas Chinesas	Logit	Eficiência para uma amostra genérica = 83,93%
2011	Yang, You e Ji	30	Empresas polonesas	ADLM E SVM	Eficiência para uma amostra genérica = 88,46%
2012	De Andres, Landajo e Lorca	22	Empresas espanholas	ADLM, logit e RN	-
2012	Jeong, Min e Kim	27	Empresas coreanas	RN (RPA)	-
2012	Kim e Kang	31	Empresas coreanas	RN, SVM e MAD	Eficiência para uma amostra genérica = 77,53%
2012	Olson, Delen e Meng	19	Empresas dos Estados Unidos	Data mining, RN, logit, SVM e MAD	Eficiência para uma amostra genérica = 94,8%

Tabela 5 – Estudos de modelos multivariados baseados em técnicas estatísticas da terceira geração e uso de indicadores financeiros contábeis e não contábeis

(continuação)

Ano	Autor(es)	Qt. De Indicadores	Empresas da Amostra	Modelo	Eficiência do Modelo
2012	Tsai e Cheng	-	Empresas alemãs, australianas e japonesas	AF, SVM, logit, RN, MAD	Eficiência para uma amostra genérica = 77%
2013	Charitou, Dionysiou, Lambertides e Trigeorgis	13	Empresas dos Estados Unidos	MAD	Eficiência para uma amostra genérica = 75%
2013	Chuang	8	Geral	Modelos híbridos	Eficiência para uma amostra genérica = 94,1%
2013	Fedorova, Gilenko e Dovz	6	Empresas Russas	ADLM, logit, RN e MAD	Eficiência para uma amostra genérica = 88,8%
2013	Ho, McCarthy, Yang e Ye	9	Setor de papel dos Estados Unidos	logit	Eficiência para uma amostra genérica = 93%
2013	Kasgari, Divsalar, Javid e Ebrahimian	4	Empresas iranianas	RN e probit	Eficiência para uma amostra genérica = 94,1%
2013	Lee e Choi	5	Empresas coreanas	ADLM e RN (BP)	Eficiência para uma amostra genérica = 90,79%
2013	Serrano-Cinca e Gutierrez-Nieto	17	Empresas dos Estados Unidos	ADLM, RN, logit, SOFM, SVM	Eficiência para uma amostra genérica = 95,92%
2013	Zhang, Wang e Ji	5 de 20	Geral	RN (ID3)	Eficiência para uma amostra genérica = 92,6%
2013	Zhou	-	Empresas japonesas e dos Estados Unidos	ADLM, logit, MAD, RN e SVM	Eficiência para uma amostra genérica = 92,69%
2014	Abellan e Mantas	-	Empresas japonesas, alemãs e australianas	MAD	Eficiência para uma amostra genérica = 93,64%

Tabela 5 – Estudos de modelos multivariados baseados em técnicas estatísticas da terceira geração e uso de indicadores financeiros contábeis e não contábeis

(conclusão)

Ano	Autor(es)	Qt. De Indicadores	Empresas da Amostra	Modelo	Eficiência do Modelo
2014	Bauer e Agarwal	16	Empresas inglesas	DHM	-
2014	Gaspar-Cunha, Recio e Estebanez	30	Empresas francesas, alemãs e australianas	SOFM	Eficiência para uma amostra genérica = 83,5%
2014	Gordini	18	Empresas italianas	RN (ID3), logit e SVM	Eficiência para uma amostra genérica = 89,1%
2014	Tsai, Hsu e Yen	-	Empresas alemãs, australianas e japonesas	SOFM, RN, SVM e MAD	Eficiência para uma amostra genérica = 88,36%
2014	Wang, Ma e Yang	30	Geral	Logit, RN, SVM e MAD	Eficiência para uma amostra genérica = 81,5%
2014	Yu, Miche, Severin e Lendasse	41	Empresas francesas	RN e SVM	Eficiência para uma amostra genérica = 94,04%
2015	Du Jardin	50	Empresas francesas	ADLM, logit, RN, SOFM e MRPC	Eficiência para uma amostra genérica = 84,5%
2015	Iturriaga e Sanz	32	Bancos comerciais dos EUA	RN	Eficiência para uma amostra genérica = 96,15%
2015	Kim, Kang e Kim	30	Empresas coreanas	RN (RPA)	Eficiência para uma amostra genérica = 88,9%
2015	Kumar e Rao	-	-	ADNM	Eficiência para uma amostra genérica = 98,6%
2015	Lu, Zeng, Liu e Yi	-	Geral	RN e SVM	Eficiência para uma amostra genérica = 99,2%

Fonte: adaptado de Pereira e Martins (2015)

Nota: ADLM – Análise Discriminante Linear Múltipla; ADNM – Análise Discriminante não Linear Múltipla; RN – Redes Neurais; RN (ID3) – Redes Neurais com Identifier Dicotomizer 3; RN (BP) – Redes Neurais com algoritmo de posicionamento recursivo; RN (CP) – Redes Neurais com counterpropagation; RN (RPA) – Redes Neurais com algoritmo de particionamento recursivo; SOFM – Self Organizing Feature Map; DEA – Análise por

Envoltória de Dados; MRPC – Modelo de Risco Proporcional de Cox; MAD – Modelagem Árvore de Decisão; CUSUM – Multivariate Cumulative Sum; SVM – Support Vector Machine; DHM – Discrete-time Hazard Model.

REFERÊNCIAS

- Aduba, J. J., & Izawa, H. (2021). Impact of learning through credit and value creation on the efficiency of Japanese commercial banks. *Financial Innovation*, 7-57.
- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23, 589-609.
- Alves, W. J., & Cardoso, Y. (2021). Análise Financeira: os índices financeiros da empresa OI S/A em sua recuperação judicial, no período de 2016 a 2019. *Caderno Científico UNIFAGOC de Graduação e Pós-Graduação*, 7.
- Amel-Zadeh, A., & Serafeim, G. (2017). Why and How Investors Use ESG Information: Evidence from a Global Survey. *Harvard Business School Working Paper*, 17-79.
- Ashbaugh-Skaife, H., Collins, D. W., & Lafond, R. (2006). The effects of corporate governance on firms' credit ratings. *Journal of Accounting and Economics*, 42, 203-243.
- Assaf Neto, A. (2014). *Finanças Corporativas e Valor*. São Paulo, SP: Atlas.
- Barboza, F., Kimura, H., & Altman, E. (2017). Machine learning models and bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 83, 405-417.
- Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as a predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71-111.
- Beaver, W. H. (1968). The information content of annual earnings announcements. *Journal of Accounting Research*, 6, 67-92.
- Belli, M. N. (2020). *Previsão de sobrevivência para empresas em recuperação judicial*. (Dissertação de mestrado, Fundação Escola de Comércio Álvares Penteado). Recuperado de <http://tede.fecap.br:8080/handle/123456789/869>.
- Benedetti, K. B., & Hahn, R. C. (2023). Análise do comportamento dos índices econômico-financeiros de empresas que utilizam de recuperação judicial. *Revista Eletrônica de Ciências Contábeis*, 12. Disponível em: <https://seer.faccat.br/index.php/contabeis/article/view/2836>.
- Bezerra, E. S. (2018). *Efeito de indicadores financeiros, macroeconômicos e de governança corporativa na previsão de insolvência em empresas da B3*. (Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Pernambuco). Recuperado de: <https://repositorio.ufpe.br/handle/123456789/30003>.
- Bittencourt, W. R., & Albuquerque, P. H. M. (2020). Avaliação de falências de empresas por meio de florestas causais. *Revista de Contabilidade Financeira*, 31, 542 – 559. Recuperado de DOI: 10.1590/1808-057x202010360.
- Bloxham, E. (2003). *Economic value management: application and techniques*. New Jersey:

JohnWiley & Sons.

- Blum, M. (1974). Failing Company Discriminant Analysis. *Journal of Accounting Research*, 1-25.
- Botazzi, G., Grazzi, M., Secchi, A., & Tamagni, F. (2011). Financial and economic determinants of firm default. *Journal of Evolutionary Economics*, 21, 373-406.
- Bouma, J. J., Jeueken, M., & Klinkers, L. (2001). *Sustainable Banking: The Greening of Finance*. Sheffield: Greenleaf Publishing Limited.
- Brandão, R. (2023). Pedidos de recuperação judicial e falência disparam para o maior patamar em cinco anos. *Exame Invest*. Recuperado em 01 de agosto de 2023 de <https://exame.com/invest/mercados/pedidos-de-recuperacao-judicial-e-falencia-disparam-para-o-maior-patamar-em-cinco-anos/>.
- Buele, I., Mora, A., & Santiago, S. (2021). Ecuadorian wholesale and retail trade companies: analysis of the financial situation and bankruptcy forecast under Altman Z-Score. *Academy of Accounting and Financial Studies Journal*, 25(1).
- Caselani, D. M. C., & Caselani, C. N. (2006). Direcionadores Financeiros e Não-Financeiros: Impactos na Geração de Valor. *XXX EnAnpad*. Salvador, BA.
- Casey, C., & Bartezak, N. (1985). Using operating cash flow data to predict financial distress: some extensions. *Journal of Accounting Research*, 23, 384-401.
- Castro, A. S. (2006). *Judicial indicators and business cycles in Brazil*. Recuperado de: <http://ssrn.com/abstract=2821897>.
- Coperland, T., Koller, T., & Murrin, J. (2002). *Avaliação de Empresas – Valuation: Calculando e gerenciando o valor das empresas*. São Paulo: Pearson Makron Books.
- Corrêa, A.C.C. (2012). *Os fatores determinantes da geração de valor em empresas não financeiras de capital aberto brasileiras*. (Dissertação de mestrado, Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto, Universidade de São Paulo). Recuperado de www.tesesusp.com.br.
- Corrêa, A. C. C., Neto, A. A., & Lima, F. G. (2013). Os indicadores financeiros tradicionais explicam a geração de valor no Brasil? Um estudo empírico com empresas não financeiras de capital aberto. *Práticas em Contabilidade e Gestão*, 1, 9-39.
- Deakin, E. (1972). A discriminant analysis of predictors of business failure. *Journal of Accounting Research*, 10, 167-179.
- Decreto n. 7.661. (1945, 21 de junho). Regulamenta sobre a Lei de Falências. Brasília, DF: Presidência da República.
- Dos Santos, R. A. E., Corcetti, M. M., Ramos, M. D., Latarini, T., & Pellicani, A. (2020). Avaliação de desempenho econômico-financeiro de uma empresa em recuperação judicial: estudo de caso OI S.A. *The Journal of Engineering and Exact Sciences*, 6, 42-

48. Recuperado de: <https://doi.org/10.18540/jcecvl6iss1pp0042-0048>.

- Edmister, R. O. (1972). An empirical test of financial ratio analysis for small business failure prediction. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 7, 1477-1493.
- El Hennawy, R. H. A., & Morris, R. C. (1983). The significance of base year in developing failure prediction models. *Journal of Business Finance & Accounting*, 10, 209-223.
- Escuin, L. A. (2010). *Modelos EVA e GVA e criação de valor para o acionista: relações, limitações e complementaridades*. (Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Minas Gerais). Disponível em: <http://hdl.handle.net/1843/BUBD-9BAHL8>.
- Fabozzi, F. J., & Grant, J. L. (2000). *Value-Based Metrics: Foundations and Practice*. New York, NY: John Wiley & Sons.
- Ferreira, G. S. (2017). *Modelo de previsão de entrada em recuperação judicial*. (Dissertação de Mestrado, Fundação Getúlio Vargas). Recuperado de: <https://bibliotecadigital.fgv.br/dspace/handle/10438/20171>.
- Fávero, L. P., & Belfiore, P. (2017). *Manual de Análise de Dados*. Elsevier, Rio de Janeiro, RJ.
- Fernandez, P. (2002). *Valuation methods and shareholder value creation*. Academic Press, San Diego, CA.
- FIA Business School. (2021). Indicadores financeiros: o que são, os principais e como analisar. Recuperado de <https://fia.com.br/blog/indicadores-financeiros/#:~:text=Indicadores%20financeiros%20s%C3%A3o%20medidas%20quantitativas,x%20retorno%20para%20seu%20capital>.
- Firk, S., Richter, S., & Wolff, M. (2021). Does value-based management facilitate managerial decision-making? An analysis of divestiture decisions. *Management Accounting Research*, 51.
- Frost, C. W. (1995). *Bankruptcy Redistributive Policies and the Limits of the Judicial Process*. Illinois.
- Grant, J. L. (2003). *Foundations of Economic Value Added*. 2a ed., New Jersey, NJ: John Wiley & Sons, Inc.
- Guimarães Júnior, F. R. F., Câmara, S. F., Guimarães, L. G. A., Freire, R. S., & Lucian, R. (2009). Gestão de valor através de direcionadores de valor. *XVI Congresso Brasileiro de Custos*. Fortaleza: CE.
- Jaki, A., & Cwiek, W. (2021). Bankruptcy prediction models based on value measures. *Risk Financial Management*, 14, 6.
- Kanitz, S. C. (1978). *Como prever falências*. São Paulo, SP: McGraw do Brasil.
- Kassai, J. R., & Kassai, S. (1998). Desvendando o Termômetro de Insolvência de Kanitz. *EnAnpad*, Foz do Iguaçu, PR. Recuperado de

<http://www.anpad.org.br/admin/pdf/enanpad1998-ccg-08.pdf>.

- Krauter, E. (2006). Medidas de Avaliação de Desempenho Financeiro e Criação de Valor: Um Estudo com Empresas Industriais. *III SEGeT – Simpósio de Excelência em Gestão e Tecnologia*, 1, 1 – 17.
- Lafont, J., Ruiz, F., Gil-Gómez, H., & Oltra-Badenes, R. (2020). Value creation in listed companies: A bibliometric approach. *Journal of Business Research*, 115, 428 – 434.
- Lei Complementar nº 123, de 14 de dezembro de 2006. (2006, 14 de dezembro). Institui o Estatuto Nacional da Microempresa e da Empresa de Pequeno Porte. *Diário Oficial da União*.
- Lei nº 10.406, de 10 de janeiro de 2002. (2002, 10 de janeiro). Institui o Código Civil. *Diário Oficial da União*.
- Lei nº. 11.101, de 9 de fevereiro de 2005. (2005, 9 de fevereiro). Regula a recuperação judicial, a extrajudicial e a falência do empresário e da sociedade empresária. *Diário Oficial da União*.
- Lei nº. 14.112, de 24 de dezembro de 2020. (2020, 24 de dezembro). Altera as Leis nº 11.101, de 9 de fevereiro de 2005, 10.522, de 19 de julho de 2002, e 8.929, de 22 de agosto de 1994, para atualizar a legislação referente à recuperação judicial, à recuperação extrajudicial e à falência do empresário e da sociedade empresária. *Diário Oficial da União*.
- Libby, R. (1975). Accounting ratios and the prediction of failure: some behavioral evidence. *Journal of Accounting Research*, 13, 150-161.
- Liberato, L. (2021, 13 de janeiro). Pedidos de falência avançam 12,7% em 2020. *Boa Vista Serviços*. Recuperado em 25 de setembro de 2021, de <https://www.boavistaservicos.com.br/blog/releases/pedidos-de-falencia-avancam-127-em-2020/>.
- Martin, J. D., & Petty, J. W. (2004). *Gestão Baseada em Valor: a resposta das empresas à resolução dos acionistas*. Rio de Janeiro, RJ: Qualitymark.
- Martins, E. (2009). *Avaliação de Empresas: Da Mensuração Contábil à Econômica*. São Paulo, SP: Atlas.
- Merton, R. C. (1974). On the pricing of corporate debt: the risk structure of interest rates. *The Journal of Finance*, 29, 449-470.
- Ministério da Economia. (2020). *Nova lei de falências vai melhorar os resultados de recuperações judiciais no país*. Recuperado em 09 de outubro de 2021, de <https://www.gov.br/economia/pt-br/assuntos/noticias/2020/dezembro-1/nova-lei-de-falencias-vai-melhorar-os-resultados-de-recuperacoes-judiciais-no-pais>.
- Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18, 109-131.

- Pereira, V. S., & Martins, V. F. (2015, maio/agosto). Estudos de previsão de falências – uma revisão das publicações internacionais e brasileiras de 1930 a 2015. *Revista Contemporânea de Contabilidade*, 12, 26, 163-196.
- Pires, C. A. (2017). *A utilização dos indicadores contábeis como previsão de recuperação judicial de empresas brasileiras de capital aberto usando análise discriminante e regressão logística*. (Dissertação de Mestrado, Pontifícia Universidade Católica). Recuperado de: <https://repositorio.pucsp.br/handle/handle/20320>.
- Portal de dados abertos CVM. (2021). *Dados de empresas brasileiras*. Recuperado de http://dados.cvm.gov.br/dados/CIA_ABERTA/DOC/DFP/DADOS/.
- Projeto de Lei nº. 1.397, de 01 de abril de 2020. (2020, 01 de abril). Institui medidas de caráter emergencial destinadas a prevenir a crise econômico-financeira de agentes econômicos; e altera, em caráter transitório, o regime jurídico da recuperação judicial, da recuperação extrajudicial e da falência. *Câmara dos Deputados*.
- Rappaport, A. (2001). *Gerando valor para o Acionista: um guia para administradores e investidores*. São Paulo, SP: Atlas.
- Ribeiro, C. A. C. (2022). *Os principais indicadores econômico-financeiros que contribuem com a avaliação do momento para pedir a recuperação judicial*. (Dissertação de Mestrado, Pontifícia Universidade Católica de São Paulo). Recuperado de: <https://repositorio.pucsp.br/handle/handle/30883>.
- Scabora, F. C. (2019). *Fatores determinantes da recuperação judicial considerando os fluxos de caixa das firmas*. (Dissertação de Mestrado, Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto, Universidade de São Paulo). Recuperado de www.tesesusp.com.br.
- Segovia-Vargas, M. J., & Camacho-Miñano, M. M. (2012). ¿Qué indicadores económico-financieros podrían condicionar la decisión del experto independiente sobre la supervivencia de una empresa en su fase preconcursal? Evidencia empírica en España. *Cuadernos de Contabilidad*, 13, 97-119. Recuperado de: http://www.scielo.org.co/scielo.php?pid=S0123-14722012000100005&script=sci_abstract&tlng=es.
- Serasa Experian. (2023b). *Pedidos de recuperação judicial crescem 105,2% em 1 ano e MPES são as mais impactadas, revela Serasa Experian*. Recuperado em 16 de junho de 2023 em <https://www.serasaexperian.com.br/sala-de-imprensa/analise-de-dados/pedidos-de-recuperacao-judicial-crescem-1052-em-1-ano-e-mpes-sao-as-mais-impactadas-revela-serasa-experian/>.
- Silva, P. Z. P., Garcia, I. A. S. da, Lucena, W. G. L., & Paulo, E. (2017). A Teoria da Sinalização e a Recuperação Judicial: Um Estudo nas Empresas de Capital Aberto Listadas na BM&FBovespa. *Desenvolvimento Em Questão*, 16(42), 553–584. Recuperado de: <https://doi.org/10.21527/2237-6453.2018.42.553-584>
- Souza, C. (2021, 10 de setembro). Pedidos de recuperação judicial crescem 50% em agosto, aponta Serasa. *CNN Brasil*. Recuperado em 25 de setembro de 2021, de

<https://www.cnnbrasil.com.br/business/pedidos-de-recuperacao-judicial-crescem-50-em-agosto-aponta-a-serasa/>.

- Stasko, A., Birzniece, I., & Kebers, G. (2021). Development of bankruptcy prediction model for Latvian Companies. *Complex Systems Informatics and Modeling Quarterly*, 27, 45-59.
- Switzer, L. N., Wang, J. (2013). Default Risk Estimation, Bank Credit Risk, and Corporate Governance. *Financial Markets, Institutions & Instruments*, 91 – 112. Recuperado de: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2254173.
- Szturo, M., Włodarczyk, B., Szydłowski, K., Wojtowicz, K., Pienkowska-Kamieniecka, S., & Miciula, I. (2021). Default risk of listed companies in the context of the threat to commodity markets in the times of COVID-19 pandemic. *European Research Studies Journal*, 24.
- Tomazelli, I. (2021, 27 de janeiro). Pedidos de recuperação judicial devem subir 53% este ano, a 1,8 mil, prevê consultoria. *O Estado de S. Paulo*. Recuperado em 25 de setembro de 2021 de <https://economia.estadao.com.br/noticias/geral,pedidos-de-recuperacao-judicial-devem-subir-53-este-ano-a-1-8-mil-preve-consultoria,70003595317>.
- Tribunal de Justiça do Ceará. (2019). *Importância da lei de Recuperação Judicial e Falência na economia brasileira*. Recuperado de <https://www.tjce.jus.br/noticias/a-importancia-da-lei-de-recuperacao-judicial-e-falencia-na-economia-brasileira/>.
- Vargas, M. J., & Miñano, M. M. C. (2012). ¿Qué indicadores económico-financieros podrían condicionar la decisión del experto independiente sobre la supervivencia de una empresa en su fase preconcursal? Evidencia empírica en España. *Cuadernos de Contabilidad*, 13 (32), 97-119.
- Wijaya, S. V., & Anantadjaya, S. P. D. (2014). Bankruptcy Prediction Model: An Industrial Study in Indonesian Publicly-Listed Firms During 1999-2010. *Review of Integrative Business & Economics Research*, 3, 13-41. Recuperado de: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2396807.
- Wooldridge, J. M. (2010). *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*. 2nd. ed. Cambridge: The MIT Press.
- Yudina, D., & Daryanto, W. M. (2019). Financial performance analysis through value based measurement in integrated poultry companies in indonesia from 2013 – 2017. *South East Asia Journal of Contemporary Business, Economics and Law*, 18, 1 – 9.
- Zanobia, L. (2022, 21 de outubro). Um bom negócio: cresce a preocupação das empresas com governança. *Veja*. Recuperado em 04 de abril de 2023, de <https://veja.abril.com.br/economia/um-bom-negocio-cresce-a-preocupacao-das-empresas-com-governanca/>.