



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
CENTRO DE CIÊNCIAS TECNOLÓGICAS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO E SISTEMAS
BACHARELADO EM ENGENHARIA MECÂNICA

Filipe Schürhaus Machado

**ANÁLISE COMPARATIVA DE DESEMPENHO DOS MODELOS DE PREVISÃO DE
INSOLVÊNCIA DE SANVICENTE E MINARDI, MATIAS E OHLSON.**

Florianópolis

2024

Filipe Schürhaus Machado

**ANÁLISE COMPARATIVA DE DESEMPENHO DOS MODELOS DE PREVISÃO DE
INSOLVÊNCIA DE SANVICENTE E MINARDI, MATIAS E OHLSON.**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Departamento de Engenharia de Produção e Sistemas da Universidade Federal de Santa Catarina, como requisito para a obtenção do título de Bacharel em Engenharia Mecânica, com habilitação em Produção.

Orientador: Prof. Dr. Rogério Feroldi Miorando.

Florianópolis

2024

Machado, Filipe Schürhaus

Análise comparativa de desempenho dos modelos de previsão de insolvência de Sanvicente e Minardi, Matias e Ohlson. / Filipe Schürhaus Machado ; orientador, Rogério Feroldi Miorando, 2024.

80 p.

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) - Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico, Graduação em Engenharia de Produção Mecânica, Florianópolis, 2024.

Inclui referências.

1. Engenharia de Produção Mecânica. 2. Modelo de previsão. 3. Insolvência. 4. Risco de crédito. I. Miorando, Rogério Feroldi. II. Universidade Federal de Santa Catarina. Graduação em Engenharia de Produção Mecânica. III. Título.

Filipe Schürhaus Machado

**ANÁLISE COMPARATIVA DE DESEMPENHO DOS MODELOS DE PREVISÃO DE
INSOLVÊNCIA DE SANVICENTE E MINARDI, MATIAS E OHLSON.**

Este Trabalho de Conclusão de Curso foi julgado adequado para obtenção do título de Engenheiro Mecânico com habilitação em Engenharia de Produção e aprovado em sua forma final pelo Curso de Engenharia de Produção Mecânica.

Florianópolis, 02 de julho de 2024.

Coordenação do Curso

Banca examinadora

Prof. Rogério Feroldi Miorando, Dr.
Orientador

Prof. Antônio Cezar Bornia, Dr.
Universidade Federal de Santa Catarina

Prof. Daniel Christian Henrique, Dr.
Universidade Federal de Santa Catarina

Florianópolis, 2024.

AGRADECIMENTOS

Ao professor Dr. Rogério Feroldi Miorando, pelos direcionamentos, ensinamentos, dedicação e paciência ao longo da elaboração deste trabalho.

Aos meus pais e à minha irmã, pelo amor, apoio e incentivo constantes desde o início do curso.

À minha namorada Malu, por todo apoio, incentivo, amor e carinho.

À Letycia, pelas valiosas trocas de conhecimento e por me ajudar nas horas difíceis ao longo da graduação.

Ao Isaías, o meu muito obrigado pelo constante apoio e encorajamento ao longo de todos esses anos.

RESUMO

A obtenção de crédito é fundamental para muitas empresas operarem. Por conseguinte, a análise da saúde financeira de uma empresa é crucial para investidores e credores, pois permite uma avaliação mais precisa dos custos de capital em face dos riscos de falência. Para aprofundar o entendimento desse cenário, instituições financeiras, investidores e credores recorrem a metodologias e modelos preditivos, capazes de antecipar a probabilidade de uma empresa enfrentar falência ou insolvência. Este estudo tem por objetivo analisar e comparar o desempenho de diversos modelos de previsão de insolvência, a saber: os modelos de Matias (1978), Sanvicente e Minardi (1998) e Ohlson (1980). Para tanto, uma amostra composta por 17 empresas insolventes foi constituída, sendo em seguida selecionada uma segunda amostra de empresas solventes, pareadas com as primeiras, com base nos critérios de setor, subsetor, segmento da B3 e ativo total. Os modelos foram avaliados em três períodos distintos - dois anos, um ano e a última Demonstração do Resultado do Exercício (DRE) antes do pedido de recuperação judicial - empregando as métricas da matriz de confusão, sendo elas a acurácia, o *recall*, a precisão e o *F1-score*. Os resultados indicam que o modelo de Ohlson (1980) se destacou nas análises realizadas para os períodos de um e quatro trimestres antes do pedido de recuperação judicial. Em contraste, o modelo de Matias (1978) apresentou um desempenho superior na avaliação do período de oito trimestres anteriores ao pedido.

Palavras-chave: Modelo de previsão de insolvência; falência, risco de crédito.

ABSTRACT

The acquisition of credit is essential for many companies to operate effectively. Consequently, assessing a company's financial health is crucial for investors and creditors, enabling a more accurate evaluation of capital costs in light of bankruptcy risks. To delve deeper into this context, financial institutions, investors, and creditors employ predictive methodologies and models capable of anticipating a company's likelihood of facing bankruptcy or insolvency. This study aims to analyze and compare the performance of insolvency prediction models, namely the Matias (1978), Sanvicente and Minardi (1998), and Ohlson (1980) models. To achieve this, a sample comprising 17 insolvent companies was established, followed by the selection of a second sample of solvent companies, matched with the former based on sector, subsector, B3 segment, and total assets. The models were assessed over three distinct periods - two years, one year, and the latest Statement of Income before the filing for judicial recovery - employing metrics from the confusion matrix, namely accuracy, *recall*, precision, and *F1-score*. Results indicate that the Ohlson model excelled in predicting financial outcomes prior to judicial recovery filings. In the year preceding, both the Ohlson and Matias models demonstrated comparable performance, while the Matias model exhibited superior performance two years prior.

Keywords: Insolvency prediction model; bankruptcy; credit risk.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Fluxograma das etapas dos procedimentos metodológicos	37
Figura 2 - Gráfico de dispersão da variável FUTL	43
Figura 3 - Gráfico de box plot da variável FUTL	44
Figura 4 - Gráfico dos resultados da matriz de confusão para o trimestre anterior	47
Figura 5 - Gráfico dos resultados da matriz de confusão para um ano antes	49
Figura 6 - Gráfico dos resultados da matriz de confusão para um ano antes	51
Figura 7 - Gráfico da acurácia durante os três períodos analisados	52
Figura 8 - Gráfico do <i>F1 - score</i> durante os três períodos analisados	53
Figura 1C - Gráfico de dispersão da variável Size	70
Figura 2C - Gráfico de box plot da variável Size	71
Figura 3C - Gráfico de dispersão da variável TLTA	71
Figura 4C - Gráfico de box plot da variável TLTA	72
Figura 5C - Gráfico de dispersão da variável WCTA	72
Figura 6C - Gráfico de box plot da variável WCTA	73
Figura 7C - Gráfico de dispersão da variável CLCA	73
Figura 8C - Gráfico de box plot da variável CLCA	74
Figura 9C - Gráfico de dispersão da variável NITA	74
Figura 10C - Gráfico de box plot da variável NITA	75
Figura 11C - Gráfico de dispersão da variável CHIN	75
Figura 12C - Gráfico de box plot da variável CHIN	76
Figura 13C - Gráfico de box plot da variável dummy OENEG	76
Figura 14C - Gráfico de box plot da variável dummy INTWO	77

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Componentes da matriz de confusão	34
Tabela 2 - Resultados das métricas de avaliação para o trimestre anterior	48
Tabela 3 - Resultados das métricas de avaliação para um ano antes	50
Tabela 1C - Valores e características das variáveis independentes separados em empresas solventes e insolventes	70
Tabela 1D - Matriz de confusão para trimestre anterior ao pedido de recuperação judicial	78
Tabela 2D - Matriz de confusão para um ano antes do pedido de recuperação judicial	78
Tabela 3D - Matriz de confusão para dois anos antes do pedido de recuperação judicial	78

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

UFSC Universidade Federal de Santa Catarina

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	16
1.1 PROBLEMA DE PESQUISA	17
1.2 OBJETIVOS	17
1.2.1 Objetivo Geral	17
1.2.2 Objetivos Específicos	18
1.3 ESTRUTURA DO TRABALHO	18
1.4 DELIMITAÇÕES E LIMITAÇÕES DO TRABALHO	18
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	19
2.1 GESTÃO FINANCEIRA DAS EMPRESAS	19
2.2 ANÁLISE FINANCEIRA	19
2.2.1 Balanço patrimonial	20
2.2.2 Demonstrações de resultado do exercício	21
2.3 SOLVÊNCIA	22
2.4 INSOLVÊNCIA	23
2.5 RECUPERAÇÃO JUDICIAL	24
2.6 FALÊNCIA	24
2.7 PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA	24
2.8 MODELOS DE PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA	25
2.8.1 Análise discriminante	26
2.8.1.1 Modelo de Matias (1978)	28
2.8.1.2 Modelo de Sanvicente e Minardi	29
2.8.2 Regressão logística	30
2.8.2.1 Modelo de Ohlson (1980)	31
2.9 MATRIZ DE CONFUSÃO	34
3 METODOLOGIA	37
3.1 DEFINIÇÃO DO HORIZONTE DE ANÁLISE DA PESQUISA	38
3.2 COLETA DE DADOS NOS DEMONSTRATIVOS FINANCEIROS	39
3.4 MODELAGEM DA AMOSTRA DE CONTROLE DE EMPRESAS SOLVENTES	40
3.5 APLICAÇÃO DOS MODELOS DE PREVISÃO NAS EMPRESAS	41
3.6 APLICAÇÃO DO MODELO DE OHLSON EM VERSÃO ADAPTADA	41
3.7 COMPARAÇÃO DO DESEMPENHO DOS MODELOS DE PREVISÃO	44
3.7.1 Score dos modelos de previsão	45
3.7.2 Matriz de confusão	45
3.7.3 Métricas de avaliação	45
4 RESULTADOS DA PESQUISA	46
4.1 RESULTADOS PARA O TRIMESTRE ANTERIOR AO PEDIDO DE RECUPERAÇÃO JUDICIAL	46
4.2 RESULTADOS PARA UM ANO ANTES DO PEDIDO DE RECUPERAÇÃO	

JUDICIAL	48
4.3 RESULTADOS PARA DOIS ANOS ANTES DO PEDIDO DE RECUPERAÇÃO JUDICIAL	50
4.4 COMPARAÇÃO DOS RESULTADOS DOS MODELOS DE PREVISÃO	52
5 CONCLUSÃO	54

1 INTRODUÇÃO

A saúde econômica de um país depende fundamentalmente da capacidade das empresas de gerar emprego e renda. No entanto, muitas empresas necessitam de crédito para operar seus negócios (De Souza, 2016).

Mansi, Maxwell e Zhang (2010) destacam que analisar a condição financeira de uma empresa é crucial para investidores e credores, pois permite determinar com maior confiabilidade os custos de capital diante dos riscos de falência. Segundo Silva (2016), a capacidade de identificar e prever a insolvência de empresas tornou-se um desafio significativo devido à crescente complexidade dos mercados e à constante volatilidade das condições econômicas.

A insolvência empresarial, caracterizada pela incapacidade de honrar compromissos financeiros, é indesejada tanto para stakeholders quanto para os países, uma vez que está associada a altos custos sociais e econômicos (Matenda et al., 2021).

Para compreender melhor esse fenômeno, instituições financeiras, investidores e credores utilizam metodologias e modelos preditivos que podem prever a probabilidade de que uma empresa entre em falência ou situação de insolvência. Informações contábeis, financeiras e variáveis contextuais das empresas têm sido observadas, testadas e utilizadas para refinar essas métricas globalmente (Altman et al., 2016).

Diversos tipos de análises são empregados na previsão de insolvência, incluindo a análise discriminante e a regressão logística. A análise discriminante busca encontrar uma combinação linear de variáveis que melhor separe categorias, como empresas solventes e insolventes (Fisher, 1936). Por outro lado, a regressão logística modela a probabilidade de um evento, como a insolvência, utilizando uma ou mais variáveis independentes (Almeida e Dumontier, 1996). A regressão logística é útil por lidar com relações não lineares entre variáveis.

Nos últimos anos, diversos autores desenvolveram modelos baseados em diferentes índices contábeis específicos para setores econômicos variados. O avanço tecnológico possibilitou a criação de métodos de modelagem de insolvência mais precisos e adaptáveis às diversas condições econômicas e setoriais, contribuindo para uma gestão financeira mais robusta e eficaz (Almeida e Dumontier, 1996).

Segundo Altman (2016), os modelos de previsão de insolvência são métodos importantes para instituições financeiras, investidores, empresas em dificuldades financeiras e seus stakeholders. A indústria bancária, como principal fornecedora de crédito em um país, tem um interesse particular em minimizar o nível de empréstimos inadimplentes. O objetivo é maximizar os lucros nas atividades de crédito e reduzir o próprio risco de inadimplência.

1.1 PROBLEMA DE PESQUISA

Apesar da expressiva quantidade de modelos de previsão de insolvência desenvolvidos no passado, ainda é necessário o aprimoramento dos modelos existentes, devido ao surgimento de novas variáveis que influenciam seu desempenho, como algumas substituições de moedas desde os primeiros modelos criados, cenários econômicos, adequações das normas de contabilidade com o padrão internacional, dentre outros fatores que impactam a economia e a performance das empresas (Silva, 2016).

Com o aumento da complexidade da análise de crédito e o avanço da tecnologia, resultando no também aumento da capacidade de processar dados, tem-se observado uma ampla diversidade de modelos de previsão de insolvência ao longo dos anos. No entanto, muitos desses modelos tornaram-se desatualizados em relação a fatores que variam com o tempo. Diante desse cenário, surge a necessidade de avaliar quais modelos de previsão apresentam um desempenho superior na análise de crédito, a fim de garantir a tomada de decisões mais precisas e confiáveis (Gondrige, 2021).

1.2 OBJETIVOS

Nesta subseção apresenta-se o objetivo geral e os objetivos específicos da pesquisa.

1.2.1 Objetivo Geral

Realizar uma análise comparativa do desempenho dos modelos de previsão de insolvência de Sanvicente e Minardi, Matias e Ohlson.

1.2.2 Objetivos Específicos

Para atender ao objetivo geral, desenvolveu-se os seguintes objetivos específicos.

- a. Montar uma amostra pareada de empresas insolventes e solventes, utilizando os critérios setor, subsetor, segmento da B3 e ativo total.
- b. Analisar o desempenho dos modelos empregando as métricas da matriz de confusão: acurácia, *recall*, precisão e *F1-score*.
- c. Comparar a performance dos modelos ao longo dos períodos de dois anos, um ano e um trimestre antes do pedido de recuperação judicial.

1.3 ESTRUTURA DO TRABALHO

Este trabalho está subdividido em 5 capítulos, sendo eles: introdução, fundamentação teórica, metodologia, resultados e conclusão. Na introdução é realizada a contextualização e a justificativa do problema, bem como os objetivos geral e específicos do estudo. A segunda seção consiste no referencial teórico, onde são apresentados os conceitos referentes a insolvência de empresas, risco de crédito, indicadores financeiros, modelos de previsão de insolvência e matriz de confusão. No terceiro capítulo é apresentado a natureza metodológica do trabalho, o detalhamento de todas as etapas da pesquisa: criação da amostra, obtenção dos dados nos demonstrativos financeiros, aplicação dos modelos de previsão e resultados. A quarta seção consiste na comparação de desempenho dos modelos de previsão. Por fim, o último capítulo apresenta as considerações finais obtidas ao longo do estudo.

1.4 DELIMITAÇÕES E LIMITAÇÕES DO TRABALHO

A pesquisa limita-se ao acesso aos dados nos demonstrativos financeiros das empresas e na disponibilidade dos modelos de previsão de insolvência, visto que muitos modelos de previsão são estratégicos para as empresas que desenvolvem e não estão abertos ao público. Além disso, o trabalho visa comparar o desempenho dos modelos de previsão de insolvência e não dos métodos utilizados para desenvolvê-los.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo, os conceitos de insolvência e indicadores financeiros serão explorados com base na literatura existente. Adicionalmente, serão detalhados os modelos de previsão de insolvência e a matriz de confusão empregados nesta pesquisa.

2.1 GESTÃO FINANCEIRA DAS EMPRESAS

A gestão financeira é um componente essencial para o sucesso e a sobrevivência de qualquer organização. Megliorini e Vallim (2009) afirmam que esse campo abrange a eficiente alocação e utilização dos recursos financeiros disponíveis para alcançar os objetivos estratégicos da empresa, como a maximização dos lucros e a valorização do patrimônio dos acionistas.

Hoji (2017) salienta que o objetivo econômico central das empresas é a maximização do seu valor de mercado. Ao aumentar o valor da empresa, os gestores estão, de fato, aumentando a riqueza dos acionistas. Isso implica em tomar decisões estratégicas que não apenas garantam a lucratividade imediata, mas também promovam o crescimento sustentável no longo prazo.

Um aspecto fundamental da gestão financeira é a compreensão clara do estado financeiro atual da empresa. Isso é crucial para identificar áreas de melhoria e oportunidades de crescimento. Cunha (2021) destaca a importância de estabelecer rotinas para minimizar erros operacionais, garantindo assim a produtividade e a lucratividade da organização.

Os demonstrativos financeiros desempenham um papel crucial na gestão financeira eficaz das empresas. Catarino (2019) destaca que esses dados fornecem uma análise detalhada da saúde financeira da empresa, permitindo aos gestores tomar decisões embasadas em dados concretos e relevantes.

2.2 ANÁLISE FINANCEIRA

Assaf Neto (2015) afirma que através da análise dos demonstrativos financeiros é possível obter informações sobre a evolução da situação

econômico-financeira da empresa, projetar tendências futuras e prevenir possíveis situações desfavoráveis, tornando-se uma ferramenta essencial para a gestão.

Nesse contexto, destacam-se três demonstrativos financeiros fundamentais: o Balanço Patrimonial (BP), a Demonstração de Resultado do Exercício (DRE) e a Demonstração do Fluxo de Caixa (DFC).

2.2.1 Balanço patrimonial

Como afirmado por Hoji (2009), o Balanço Patrimonial é um relatório contábil que oferece uma visão abrangente e detalhada da situação patrimonial e financeira da empresa em um determinado período. Esse relatório apresenta, tanto quantitativa quanto qualitativamente, os ativos, passivos e patrimônio líquido da entidade.

Reconhecido como a demonstração contábil mais importante, segundo Marion (2009), o Balanço Patrimonial organiza as contas com base nos elementos do patrimônio que elas representam, agrupando-as de modo a facilitar a compreensão e a análise da situação financeira da empresa.

Segundo Marion (2015), o Balanço Patrimonial é dividido em três componentes principais: Ativo, Passivo e Patrimônio Líquido (PL). O Ativo abrange os bens, direitos e outras aplicações de recursos que a empresa controla, capazes de gerar benefícios econômicos futuros decorrentes de eventos passados. O Passivo refere-se às fontes de recursos representadas pelas obrigações para com terceiros, originadas de eventos passados e que necessitarão de ativos para sua quitação (Marion, 2015). O Patrimônio Líquido, por sua vez, é a diferença entre o Ativo e o Passivo, refletindo o capital investido e as variações nos resultados acumulados. As contas do Balanço Patrimonial são organizadas da seguinte forma:

- Ativo: Ativo Circulante (Disponível e Realizável), Ativo Não Circulante (Realizável a Longo Prazo, Investimentos, Imobilizado e Intangível).
- Passivo: Passivo Circulante, Passivo Não Circulante e Patrimônio Líquido.

O Patrimônio Líquido, uma seção do Passivo, é composto por capital social, reservas de capital, ajustes de avaliação patrimonial, reservas de lucros e lucros ou prejuízos acumulados (Marion, 2015). O Ativo inclui todos os elementos tangíveis e intangíveis da empresa, e cada item (bens e direitos) pode ser comprovado por meio de documentos, visualização ou contato físico. Em contraste, o Passivo e o

Patrimônio Líquido refletem as fontes dos recursos investidos no Ativo, oferecendo uma ótica ampla da situação financeira da organização.

2.2.2 Demonstrações de resultado do exercício

Ross et al. (2013) destacam que a Demonstração de Resultado do Exercício (DRE) desempenha um papel crucial ao detalhar as receitas e despesas de uma empresa durante um período específico. Esse levantamento permite uma análise minuciosa da lucratividade e eficiência operacional, fornecendo uma visão clara da saúde financeira da empresa.

Os dados da DRE obtidos para essas análises são preparados seguindo o princípio contábil do regime de competência. Isso significa que as receitas e despesas são registradas no período em que são geradas, independentemente de quando são recebidas ou pagas (Marion, 2015).

Complementarmente, Padoveze (2019) ressalta que a finalidade principal da DRE é evidenciar o lucro ou prejuízo proveniente das atividades da empresa em um período específico, através de uma visão resumida das receitas, despesas e custos levantados.

De acordo com Ludícibus, Martins e Gelbcke (2010), a DRE é composta pelos seguintes elementos principais:

- **Receitas Operacionais:** originadas das operações centrais da empresa, tais como a comercialização de serviços ou produtos.
- **Deduções das Receitas:** incluem abatimentos, devoluções e impostos sobre vendas que reduzem a receita bruta.
- **Custos dos Produtos Vendidos (CPV):** representam os custos diretamente associados à produção dos bens ou serviços vendidos.
- **Despesas Operacionais:** são as despesas necessárias para a manutenção das atividades operacionais, como despesas administrativas e comerciais.
- **Resultado Operacional:** é o lucro ou prejuízo antes das receitas e despesas não operacionais.
- **Receitas e Despesas não Operacionais:** são os ganhos e perdas não diretamente relacionados às atividades principais da empresa.
- **Resultado Antes do Imposto de Renda (RAIR):** é o lucro ou prejuízo antes do cálculo do imposto de renda.

- Imposto de Renda e Contribuição Social: impostos devidos sobre o lucro.
- Resultado Líquido do Exercício: é o lucro ou prejuízo final após a dedução de todos os custos, despesas e impostos.

As receitas têm o efeito de incrementar o ativo e o patrimônio líquido da empresa, enquanto as despesas podem influenciar o balanço de duas formas: diminuindo o ativo ou aumentando o passivo exigível (Padoveze, 2019).

Assaf Neto (2015) também destaca que através da análise das demonstrações financeiras, é possível obter informações sobre a evolução da situação econômico-financeira da empresa, projetar tendências futuras e prevenir possíveis situações desfavoráveis, tornando-se uma ferramenta essencial para a gestão.

2.3 SOLVÊNCIA

Explorar as particularidades do balanço patrimonial, DRE e seus respectivos indicadores financeiros é essencial para a avaliação da saúde financeira de uma empresa e seu potencial de se manter sustentável e solvente.

Segundo Assaf Neto (2012), a solvência está relacionada à saúde financeira da empresa, representando o desempenho positivo de suas atividades. Em contabilidade, solvência é a capacidade de uma empresa de ter ativos suficientes para liquidar seus passivos (Iudícibus, 2009).

Indicadores como o Índice de Solvência Geral, que é a razão entre o total do ativo e o total do passivo, ajudam a avaliar a solvência. Um índice maior que 1 indica que a empresa possui mais ativos do que passivos, sugerindo uma situação de solvência positiva (Gitman, 2010). A solvência é vital para a obtenção de crédito e para a valorização no mercado de ações, beneficiando os acionistas (Brigham & Houston, 2016).

2.4 INSOLVÊNCIA

Em contrapartida, a definição de insolvência varia entre os estudiosos, mas sua essência reside na incapacidade de uma entidade de cumprir suas obrigações financeiras. Matarazzo (2010) argumenta que a insolvência ocorre quando uma

organização não consegue liquidar suas obrigações financeiras no vencimento devido à escassez de recursos financeiros. Ele destaca que essa situação pode ser originada pelo excesso de ativos fixos ou estoques, pela concessão de prazos de pagamento muito longos aos clientes ou pela utilização de fontes de financiamento inadequadas.

Altman (1968) propõe que a insolvência ocorre quando o valor justo dos ativos é inferior ao total dos passivos. Wruck (1990) oferece uma perspectiva econômico-contábil, propondo que a insolvência pode ser compreendida sob duas óticas: a primeira relacionada aos fluxos de caixa (insolvência técnica ou baseada em fluxo) e a segunda ao Balanço Patrimonial (insolvência contábil ou de saldos). A insolvência técnica ocorre devido à incapacidade de gerar caixa suficiente, enquanto a insolvência contábil é caracterizada por um Patrimônio Líquido negativo.

Góes (2005) define insolvência como a incapacidade patrimonial do devedor em satisfazer regularmente suas próprias obrigações. Ele enfatiza que a insolvência é o pressuposto material objetivo da falência, revelando-se pela incapacidade patrimonial do devedor em satisfazer regularmente suas próprias obrigações. Ross, Westerfield, e Jordan (2013) acrescentam que a insolvência é a dificuldade financeira máxima, onde os ativos não são suficientes para cobrir o passivo.

Complementando, Myers (1984) destaca que a insolvência pode ser resultado de fatores internos, como má gestão financeira, ou de fatores externos, como condições econômicas adversas. Além disso, Shleifer e Vishny (1992) apontam que a insolvência pode ser agravada por problemas de governança corporativa, como conflitos de interesse entre acionistas e gestores.

A insolvência afeta a capacidade da empresa de cumprir compromissos financeiros e pode levar a situações críticas, como a recuperação judicial.

2.5 RECUPERAÇÃO JUDICIAL

A recuperação judicial é um mecanismo legal que permite a reestruturação das dívidas de uma empresa para evitar a falência. Segundo Ramos (2008), a recuperação judicial é um processo onde o devedor busca reorganizar suas finanças e operações para superar a crise econômico-financeira. Este processo envolve a

apresentação de um plano de recuperação aos credores, que deve ser aprovado em assembleia.

Quando uma empresa se encontra insolvente, a recuperação judicial oferece uma oportunidade de reestruturação e de renegociação de suas dívidas, permitindo à empresa tentar restabelecer sua solvência e evitar a falência.

2.6 FALÊNCIA

A falência é o estado em que uma empresa não pode mais continuar suas operações devido à incapacidade de pagar suas dívidas. Ramos (2008) explica que a falência juridicamente expressa a impossibilidade do devedor de satisfazer seus débitos, dada a impotência de seu patrimônio para gerar os recursos necessários. A falência resulta no término das atividades empresariais, com a liquidação dos ativos para pagar os credores.

A relação entre insolvência, recuperação judicial e falência é sequencial e lógica. Inicialmente, a empresa enfrenta a insolvência, sendo incapaz de cumprir suas obrigações financeiras. Para evitar a falência, a empresa pode entrar com um pedido de recuperação judicial, buscando reestruturar suas dívidas e operações. Se a recuperação judicial falhar, a falência se torna a última etapa do processo, marcando o fim das atividades empresariais e a liquidação dos ativos para satisfazer as obrigações com os credores (Coelho, 2005).

2.7 PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA

O processo de falência empresarial envolve uma série complexa de relações de causa e efeito, tanto financeiras quanto não financeiras (Nunes, 2012). A informação financeira desempenha um papel crucial na identificação de problemas internos e na tomada de decisões pelos gestores (Santos, 2000).

Colaboradores, investidores, instituições bancárias e outras partes interessadas também dependem dessa informação para avaliar o risco associado a uma empresa específica (Nunes, 2012).

Existem sintomas que indicam o risco iminente de falência de uma empresa. A previsão de insolvência envolve a identificação antecipada dos motivos que levam uma empresa a essa situação crítica. Mesmo empresas lucrativas ou com modelos

de negócio excepcionais não estão imunes à insolvência, sendo influenciadas por condições econômicas e políticas (Múnoz, 2001).

Santos (2000) destaca que a redução de dividendos, prejuízos constantes, encerramento de instalações e queda no preço das ações podem ser sinais de alerta. No entanto, é importante notar que esses sintomas, quando analisados isoladamente, podem não ser suficientes para determinar a insolvência de uma empresa (Fama e Grava, 2000).

2.8 MODELOS DE PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA

Para prever e mitigar a insolvência, uma variedade de estratégias pode ser adotada. Isso inclui o desenvolvimento e a implementação de modelos de previsão de insolvência, que podem variar de métodos estatísticos tradicionais a técnicas avançadas de aprendizado de máquina (Altman, 1983). Esses modelos são baseados em uma ampla gama de indicadores financeiros e não financeiros, como liquidez, rentabilidade e eficiência operacional.

Os modelos de previsão de insolvência de empresas utilizam os dados contábeis presentes nos demonstrativos financeiros para calcular a probabilidade de uma empresa enfrentar dificuldades financeiras no futuro. Com base nessas informações, investidores e credores podem tomar decisões mais informadas, reduzindo os riscos de suas operações e alocando recursos de maneira mais eficiente (Rebello, 2010).

Existem diversos tipos de modelos de previsão de insolvência, cada um com suas próprias características e aplicações, como análise de séries temporais, técnicas de aprendizado de máquina, análise discriminante e regressão logística.

Inicialmente, o primeiro trabalho de que há conhecimento sobre este assunto é o de Fitzpatrick (1932). Em sua pesquisa, Fitzpatrick analisou 19 organizações prósperas com 19 organizações que entraram em falência durante os anos de 1920 a 1929 nos Estados Unidos. Naquela época, devido à escassez de técnicas apropriadas de comparação estatística, foram empregados dois métodos que consistem em comparar alguns fatores de desempenho da empresa com um padrão ideal e analisar a tendência desses fatores ao longo do tempo. Após as comparações realizadas, Fitzpatrick concluiu que os indicadores financeiros

retirados de demonstrativos financeiros das empresas poderiam apontar risco de inadimplência das mesmas.

Um dos estudos pioneiros para elaboração de um modelo de previsão de insolvência através da técnica estatística de Análise Discriminante Múltipla foi conduzido por Altman (1968). Posteriormente, Matias (1978) desenvolveu um modelo de previsão que auxilia a análise de crédito, cuja implementação era rápida e eficiente. Para isso, foi utilizado a análise discriminante com 100 empresas de diversos segmentos de mercado, sendo 50 consideradas solventes e 50 insolventes.

Contestando a utilização da análise discriminante dos modelos propostos anteriormente, Ohlson (1980) foi pioneiro na implementação de regressão logística para desenvolver um modelo de previsão de insolvência, pois essa técnica evita a violação dos pressupostos da análise discriminante.

Com o progresso contínuo das tecnologias e o aprimoramento constante da capacidade de processamento de dados, surgiram ferramentas mais avançadas para lidar com problemas de previsão de insolvência. Uma dessas soluções é o uso de redes neurais artificiais, que têm a capacidade de lidar com dados incompletos e distorcidos, produzindo resultados satisfatórios por meio de generalizações (Almeida e Dumontier, 1996).

2.8.1 Análise discriminante

A técnica da análise discriminante surgiu como uma ferramenta inovadora proposta por Fisher na primeira metade do século XX para classificar espécies vegetais com base em suas características morfológicas, logo ganhando aceitação para além da taxonomia e sistemática vegetal (Maroco, 2007).

De acordo com Hair, Black, Babin, Anderson e Tatham (2006), a análise discriminante é uma técnica poderosa para classificar observações em grupos pré-definidos. Ela pode ser aplicada em uma variedade de campos, como biologia, psicologia, marketing e economia.

A análise discriminante, como método multivariado, busca classificar elementos em grupos específicos, utilizando um conjunto de informações sobre variáveis independentes para prever uma variável dependente que permita a classificação desejada (Corrar et al. 2009). Segundo Hair et al. (2006), a análise

discriminante é especialmente útil quando se deseja determinar a importância relativa de diferentes variáveis independentes na distinção entre grupos.

Quando aplicada a mais de dois grupos, é denominada análise discriminante múltipla (MDA). De acordo com Matias (2009), esta técnica é apropriada quando a variável dependente é dicotômica (por exemplo, solvente-insolvente) ou multicotômica (alto, médio ou baixo), ou seja, não métrica. De acordo com Rencher (2002), a função linear discriminante é expressa pela seguinte fórmula:

$$Z=a+b_1.X_1+b_2.X_2+\dots+b_n.X_n$$

Nesta fórmula:

- Z representa a variável dependente categórica, que indica uma pontuação discriminante.
- a é o intercepto da função.
- b_n é o coeficiente discriminante, ou seja, o peso que cada variável independente tem na função.
- X_n são as variáveis independentes.

Após a formulação da equação e a obtenção do *score* discriminante Z , são calculadas a média de cada grupo e o ponto de corte. A média do grupo é conhecida como centróide, indicando a representatividade de cada grupo (Hair et al., 2006). A comparação entre as médias dos grupos determina a proximidade ou distância entre eles.

Para calcular o *score* de corte de grupos com diferentes tamanhos, é utilizada a média ponderada dos centróides dos grupos (Hair Jr. et al., 2006). O *score* de corte é determinado pela seguinte fórmula:

$$Z_{cu} = \frac{N_a.Z_b + N_b.Z_a}{N_a.N_b}$$

Onde:

- Z_{cu} é o valor do *score* de corte.
- N_a é o número de elementos no grupo A.
- N_b é o número de elementos no grupo B.
- Z_a são os centróides para o grupo A.

- Z_b são os centróides para o grupo B.

O score de corte possibilita a classificação do dado analisado em um determinado grupo.

2.8.1.1 Modelo de Matias (1978)

Elaborado por Matias em 1978, o estudo intitulado "Contribuição às técnicas de análise financeira: um modelo de concessão de crédito" foi desenvolvido com o propósito de aprimorar a análise de crédito convencional por meio de um modelo discriminante, buscando facilitar a concessão de crédito de maneira ágil e eficiente.

Matias conduziu uma pesquisa envolvendo 100 empresas de diversos setores. De acordo com Silva (2006), em seu estudo Matias utilizou a análise discriminante, trabalhando com 06 índices, aplicando em 50 empresas solventes e 50 insolventes. As médias foram de 11,17 para solventes e 0,32 para insolventes, com um desvio-padrão de 3,32. Das 50 insolventes, 45 foram classificadas corretamente, duas erradamente e três na região de dúvida.

Conforme Matias (1978) o índice de endividamento realiza a correta classificação de 93 das 100 empresas. Após diversos testes a função discriminante consiste na seguinte formulação:

$$Z = 23,792X_1 - 8,26X_2 - 9,868X_3 - 0,764X_4 - 0,535X_5 + 9,912X_6$$

Onde:

Z = Score de pontos obtidos;

X_1 = Patrimônio Líquido / Ativo Total;

X_2 = Financiamentos E Empréstimos / Ativo Circulante;

X_3 = Fornecedores / Ativo Total;

X_4 = Ativo Circulante / Passivo Circulante;

X_5 = Lucro Operacional / Lucro Bruto;

X_6 = Disponível / Ativo Total

Conforme apontado por Matarazzo (2010), no contexto desse modelo, o ponto crítico é alcançado quando atinge-se o valor zero. Portanto, empresas que apresentam z superior a zero são consideradas solventes; se inferior a zero são consideradas insolventes.

2.8.1.2 *Modelo de Sanvicente e Minardi (1998)*

No ano de 1998, os pesquisadores Antônio Zoratto Sanvicente e Andrea Maria Minardi conduziram um estudo intitulado "Identificação de indicadores contábeis significativos para previsão de concordata de empresas". Este trabalho exploratório visa identificar os índices contábeis mais pertinentes para antecipar concordatas de empresas no contexto brasileiro, adotando a análise discriminante como técnica estatística. A seleção dos índices contábeis analisados foi fundamentada em pesquisas prévias de Edward Altman (1968 e 1977), complementada pela dinâmica de overtrading discutida por Assaf Neto e Tibúrcio Silva (1995).

Inicialmente, o estudo de Sanvicente e Minardi (1998) fez uso de informações contábeis provenientes de 92 empresas com ações listadas na Bolsa de Valores de São Paulo, das quais 46 passaram por processos concordatários no período de 1986 a 1998. O grupo de empresas não concordatárias foi composto por uma amostra emparelhada com o grupo concordatário, sendo estratificado por setor industrial. Durante a pesquisa, foram conduzidas três análises discriminantes para as empresas da amostra. A primeira análise utilizou dados das demonstrações contábeis publicadas um ano antes do evento concordatário, a segunda empregou dados de dois anos antes, e a terceira recorreu a informações de três anos anteriores ao mesmo evento.

Devido à limitação de dados, a amostra realizada por Sanvicente e Minardi (1998) para o ano que precedeu o evento de concordata foi reduzida para 81 empresas, distribuídas entre 37 concordatárias e 44 não concordatárias. No contexto de dois anos anteriores ao evento de concordata, a análise envolveu 82 empresas, divididas entre 38 concordatárias e 44 não concordatárias. Por fim, no caso de três anos antes do evento de concordata, a amostra incluiu 74 empresas, com 35 concordatárias e 39 não concordatárias.

Os resultados do estudo de Sanvicente e Minardi (1998) indicam um nível de significância de 99,99% para a análise realizada com os dados do ano anterior ao evento de concordata, atingindo 99,94% para dois anos anteriores. Entretanto, para três anos anteriores, não alcançou significância a 95%.

O modelo formulado por Sanvicente e Minardi (1998), que demonstrou maior precisão, alcançou uma taxa de classificação correta de 81,8%. Essa equação é descrita pela relação a seguir:

$$Z = -0,042 + 2,909X_1 - 0,875X_2 + 3,636X_3 + 0,172X_4 + 0,029X_5$$

Onde:

Z = Total Ou Score De Pontos Obtidos;

X1 = (Ativo Circulante – Passivo Total) / Ativo Total;

X2 = (Patrimônio Líquido – Capital Social) / Ativo Total ;

X3 = (Lucro Operacional – Despesas Financeiras + Receitas Financeiras) / Ativo Total;

X4 = Valor Contábil Do Patrimônio Líquido / Valor Contábil Do Exigível Total;

X5 = Lucro Operacional Antes De Juros E Imposto De Renda / Despesas Financeiras;

O ponto crítico abordado neste modelo é estabelecido em 0, empresas com índices inferiores a esse valor apresentam uma propensão a se tornarem insolventes.

2.8.2 Regressão logística

A regressão logística é uma técnica estatística amplamente utilizada para modelar a probabilidade de um evento binário, como sucesso/falha ou presença/ausência. Originária da área médica, a eficácia dessa técnica possibilitou sua aplicação em diversos campos do conhecimento, abrangendo desde ciências médicas até análises de mercado, pesquisas de intenção de voto e avaliações de crédito (Mesquita, 2014).

Segundo Hosmer, Lemeshow e Sturdivant (2013), a regressão logística é uma técnica de modelagem estatística especialmente útil em cenários onde a variável de resposta é binária. O destaque da regressão logística dá-se pela sua habilidade de estimar a probabilidade de um evento binário acontecer com base em um conjunto de variáveis independentes.

No campo da ciência de dados e machine learning, a regressão logística é uma técnica central para tarefas de classificação binária. Bishop (2006) observa que "a regressão logística é frequentemente a primeira abordagem utilizada para problemas de classificação binária devido à sua simplicidade e eficiência". Esta técnica é usada para prever categorias discretas e é a base de muitas ferramentas de análise preditiva.

A regressão logística utiliza a função logit para linearizar a relação entre a variável dependente e as variáveis independentes. A fórmula básica é expressa como:

$$\text{logit}(P) = \ln \ln \left(\frac{P}{1-P} \right) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k$$

Onde:

- P é a probabilidade do evento de interesse ocorrer
- $\ln \frac{P}{1-P}$ é a função logit, que é o logaritmo da razão de chances (odds)
- 0 é o intercepto
- 1,2,...,k são os coeficientes das variáveis independentes X_1, X_2, \dots, X_k (Giolo, 2012).

Essa fórmula permite que a relação entre a variável resposta e os preditores seja modelada de maneira que a probabilidade predita esteja sempre entre 0 e 1. Conforme detalhado por Agresti (2018), "a transformação logit é essencial para linearizar a relação entre a variável dependente e as variáveis independentes, permitindo o uso de técnicas de regressão linear na estimação dos parâmetros".

2.8.2.1 *Modelo de Ohlson (1980)*

A análise discriminante demanda pressupostos específicos, tais como a normalidade das variáveis independentes e a uniformidade nas matrizes de dispersão e covariâncias entre os grupos solventes e insolventes. Com isso, estudos utilizando o método da regressão logística ou logit se tornaram mais populares em detrimento dos que usavam a análise discriminante (Bellovary et al., 2007). O modelo logit ganhou bastante popularidade nas mais variadas áreas científicas, entre as quais a Biologia, a Epidemiologia, a Medicina e a Economia (Santos, 2000).

James Ohlson é citado por Bernhardsen (2001) e Niskanen (2017) como o primeiro autor a desenvolver um estudo sobre a probabilidade de falência das empresas utilizando o modelo condicional logit, que utilizou dados de empresas da segunda metade da década de 1970 e fez uso de estimativas probabilísticas de falência desenvolvidas lógicamente e sistematicamente, segundo o próprio autor.

O autor lista alguns dos motivos pelos quais selecionou a análise logística em vez da análise discriminante múltipla. Dentre esses aspectos, ele menciona: (i) as premissas robustas da análise discriminante, anteriormente mencionadas, (ii) a dificuldade de interpretação intuitiva dos resultados da análise discriminante e (iii) os desafios associados aos procedimentos de emparelhamento dos grupos, que envolvem a seleção, para cada empresa insolvente, de uma empresa solvente, com base em critérios específicos. Segundo o autor, seria mais produtivo utilizar variáveis como preceptores e não como critérios de pareamento.

Ohlson (1980) implementa uma análise condicional logit para ultrapassar as desvantagens da análise discriminante múltipla (MDA), começando assim um novo tipo de estudos na área. A explicação para a utilização do logit é que alguns problemas do MDA podem ser evitados e não há necessidade de uma amostra equilibrada (Yazdanfar, 2008). Ohlson (1980) aplica Ativo, Passivo, Fundo de manuseio, Resultados, e Resultados operacionais, numa regressão logística com uma amostra representativa para prever a falência.

De acordo com Rey (2003), dentre os estudos analisados, Ohlson (1980) foi pioneiro ao considerar variáveis que refletem o fluxo de caixa das empresas. Essas variáveis proporcionam uma visão mais abrangente da eficiência operacional e da habilidade dos gestores da empresa.

Segundo o mesmo autor, um importante motivo para que tais variáveis não terem sido utilizadas em estudos anteriores foi o avanço da Contabilidade ocorrida em meados da década de 1970 e a exigência de divulgação de relatórios financeiros de Fluxo de Caixa no período.

O modelo de Ohlson consistia em nove variáveis contabilísticas. Ohlson (1980) esclarece que o critério utilizado na seleção dos indicadores foi a simplicidade, não havendo tentativa de incorporar qualquer tipo de índice novo ou incomum:

- $SIZE = \log(\text{ativo total}/\text{índice de preços PNB})$. Sendo que a base do índice de preços do é de 100 para o ano de 1968;

- TLTA = Passivo total dividido por Ativo total;
- WCTA = Fundo de Maneio dividido por Ativo total;
- CLCA = Passivo corrente dividido por Ativo corrente (inverso de liquidez geral);
- OENEG = Dummy que assume o valor 1 se o Passivo total exceder o Ativo total, e zero caso contrário;
- NITA = Resultado Líquido dividido por Ativo total;
- FUTL = Resultado operacional dividido por Passivo total (Resultado operacional via Resultado líquido menos depreciações);
- INTWO = Dummy que assume valor 1 se o Resultado líquido nos últimos 2 anos, e zero caso contrário;
- CHIN = $(NIt - NIti) / (|NIt| + |NIt-i|)$, onde NIt é o Resultado líquido, do período mais recente.

Após realizar a estimativa dos coeficientes na regressão, Ohlson desenvolveu a formulação da seguinte função logística:

$$P = \frac{1}{1+e^{-j\theta}}$$

Onde,

$$J\theta = -1,32 - 0,407X1 - 6,03X2 - 1,43X3 + 0,076X4 - 1,75X5 - 2,37X6 - 1,83X7 + 0,285X8 - 0,521X9$$

Ao testar o modelo mencionado, o autor alcançou níveis de capacidade preditiva consideravelmente altos, consistentemente superiores a 92%.

Em relação à amostra de entidades escolhidas, a mesma não seguia uma seleção de pareamento, sendo que continha 2.058 empresas em atividade e apenas 105 falidas. O autor refere que os métodos para a realização de combinações entre as empresas destes dois tipos, de acordo com o total do ativo e indústria, por vezes não são precisos. De fato, explica que não deveria ser feita qualquer tipo de seleção pareada tendo em conta o tamanho ou setor de atividade das entidades, sendo que estes fatores deveriam ser considerados no próprio modelo. No trabalho de Ohlson (1980), foram utilizados dados financeiros de empresas dos Estados Unidos listadas em bolsa e pertencentes à indústria, abrangendo o período de 1970 a 1976.

A análise desenvolvida por Ohlson (1980) continuou a ser seguida por diversos investigadores até ao presente, dado o modelo ter tido uma impressionante capacidade de acerto até dois anos anteriores à falência.

Ohlson instrui sobre a adaptação do modelo ao banco de dados do responsável, permitindo que cada autor desenvolva um modelo personalizado com base na publicação de Ohlson, de acordo com sua interpretação do estudo realizado.

2.9 MATRIZ DE CONFUSÃO

Objetivando a obtenção de uma visão detalhada do desempenho dos modelos de previsão, pode ser utilizada a matriz de confusão. No campo da aprendizagem de máquinas, uma matriz de confusão é uma tabela frequentemente usada para descrever o desempenho de um modelo de classificação sobre um conjunto de teste, onde os valores verdadeiros são conhecidos. Também conhecida como matriz de erros, ela permite a fácil identificação da confusão entre classes, por exemplo, quando os exemplos de uma classe são rotulados erroneamente como outra pelo classificador (Ting, 2011). Na Tabela 1, são apresentados os componentes da Matriz de Confusão:

Tabela 1 - Componentes da matriz de confusão

	Previsto: Positivo	Previsto: Negativo
Real: Positivo	VP	FN
Real: Negativo	FP	VN

Fonte: Elaborado pelo autor

- Verdadeiros Positivos (VP): Número de casos em que o modelo previu corretamente a classificação positiva.
- Falsos Positivos (FP): Número de casos em que o modelo previu a classificação positiva, mas o valor real era negativo.

- Verdadeiros Negativos (VN): Número de casos em que o modelo previu corretamente a classificação negativa.
- Falsos Negativos (FN): Número de casos em que o modelo previu a classificação negativa, mas o valor real era positivo.

Um benefício da matriz de confusão é sua utilidade na comparação de modelos de classificação, como ressaltado por Sokolova & Lapalme (2009). Os modelos podem ser diretamente comparados com base nos valores da matriz de confusão e em suas respectivas métricas derivadas - acurácia, precisão, *recall* e *F1-Score*:

- **Acurácia:** Fawcett (2006) introduz a acurácia como uma medida geral de desempenho do modelo de classificação. A acurácia é a proporção de previsões corretas (tanto positivas quanto negativas) em relação ao total de previsões. Esta métrica fornece uma visão geral do desempenho do modelo, mas pode ser enganosa se as classes estiverem desbalanceadas (Fawcett, 2006).

$$Acurácia = \frac{VP+VN}{VP+FP+VN+FN}$$

- **Precisão:** Powers (2011) discute a precisão como uma métrica relevante em contextos com custos elevados de falsos positivos. A precisão é a proporção de verdadeiros positivos em relação ao total de previsões positivas feitas pelo modelo. Esta métrica é importante em contextos onde o custo dos falsos positivos é alto (Powers, 2011).

$$Precisão = \frac{VP}{VP+FP}$$

- **Recall:** Sokolova & Lapalme (2009) abordam o *recall* como uma métrica importante, especialmente em situações onde os falsos negativos são custosos. O *recall* é a proporção de verdadeiros positivos em relação ao total de casos reais positivos. Esta métrica é crucial em contextos onde o custo dos falsos negativos é alto (Sokolova & Lapalme, 2009).

$$Recall = \frac{VP}{VP+FN}$$

- *F1-Score*: Chinchor (1992) apresenta o *F1-score* como uma medida que combina precisão e *recall* em uma única métrica. O *F1-score* é a média harmônica entre a precisão e o *recall*, proporcionando uma métrica balanceada que considera tanto falsos positivos quanto falsos negativos. Esta métrica é útil quando há uma necessidade de balancear precisão e *recall* (Chinchor, 1992).

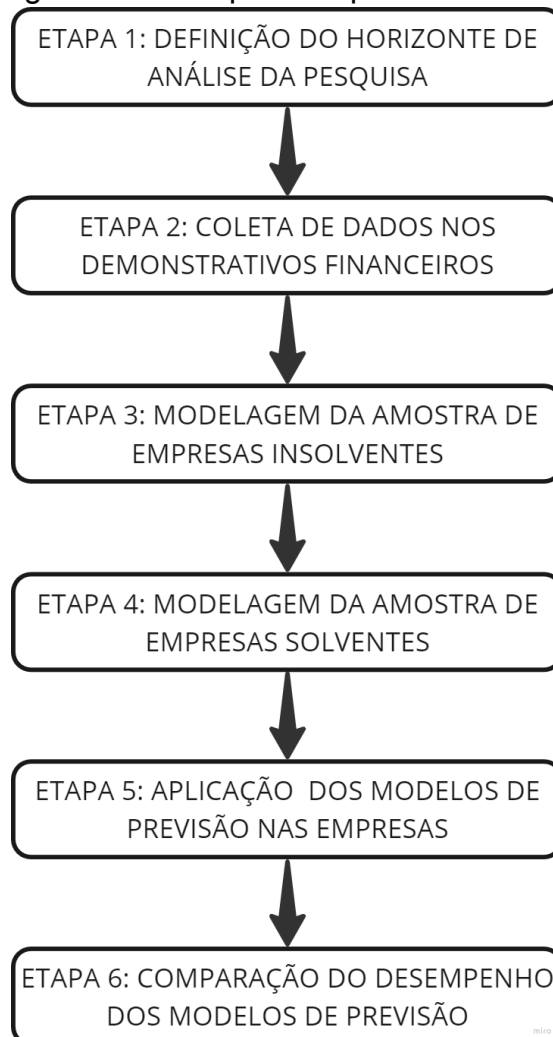
$$F1 - Score = 2 \cdot \frac{Precisão \cdot Recall}{Precisão + Recall}$$

3 METODOLOGIA

Referente aos procedimentos metodológicos do estudo, esse trabalho consiste em uma pesquisa descritiva, visto que têm como objetivo principal a descrição das características de determinada população ou fenômeno ou, então, o estabelecimento de relações entre variáveis. A pesquisa bibliográfica foi conduzida com base em fontes previamente produzidas, predominantemente compostas por livros e periódicos científicos. Além disso, a pesquisa se caracteriza como ex-post facto porque o pesquisador não possui controle sobre as variáveis independentes, que já ocorreram (GIL, 2002).

As etapas dos procedimentos metodológicos são apresentadas no fluxograma da Figura 1.

Figura 1 - Fluxograma das etapas dos procedimentos metodológicos



Fonte: Elaborado pelo autor

Este trabalho tem como etapa inicial a definição do horizonte de análise, estabelecendo os limites temporais, espaciais e contextuais para a pesquisa. Em seguida, obtêm-se os dados necessários para a análise, assegurando a relevância e a qualidade das informações coletadas. Posteriormente, cria-se uma amostra de empresas insolventes, selecionadas com base em critérios específicos que refletem a realidade estudada.

Na Etapa 4, forma-se uma amostra de controle com empresas solventes, garantindo um pareamento adequado para as comparações, conforme premissas estabelecidas. Com as amostras devidamente definidas, aplicam-se os modelos de previsão nas empresas selecionadas, visando avaliar a capacidade preditiva de cada modelo em identificar situações de insolvência. Finalmente, compara-se o desempenho dos modelos de previsão, analisando a precisão e a eficácia de cada abordagem no contexto definido pelo estudo.

3.1 DEFINIÇÃO DO HORIZONTE DE ANÁLISE DA PESQUISA

Na Etapa 1, os parâmetros que delimitam o escopo do trabalho são definidos, fornecendo uma delimitação clara para a análise da insolvência de empresas. Inicia-se pela identificação dos modelos de previsão que serão empregados, destacando suas características e justificando sua escolha com base na literatura. Em seguida, estabelece-se o período temporal no qual as empresas em estudo serão selecionadas e analisadas, levando em consideração a disponibilidade de dados históricos e sua relevância para a análise da insolvência.

Define-se também o perfil das empresas consideradas insolventes para inclusão na pesquisa, considerando critérios financeiros, jurídicos ou operacionais que determinam sua classificação como insolvente. Além disso, são estabelecidos critérios para a seleção das empresas solventes que servirão como grupo de comparação, garantindo a representatividade e comparabilidade dos dados entre os grupos.

Neste trabalho, foram escolhidos dois modelos de previsão de análise discriminante: Matias (1978) e Sanvicente e Minardi (1998), juntamente com um modelo de regressão logística: Ohlson (1980), com base em suas respectivas contribuições originais. Uma versão adaptada do modelo de Ohlson foi desenvolvida

para se ajustar ao contexto nacional e às condições atuais. O objetivo foi aplicar modelos tanto com base em regressão logística quanto em análise discriminante.

Matias é reconhecido como um dos pioneiros na análise discriminante, enquanto Ohlson é pioneiro na análise de regressão logística. Os três métodos selecionados são frequentemente citados na literatura como referências em previsão. Além disso, os dados necessários para aplicar esses métodos estão disponíveis nos demonstrativos financeiros atuais do Brasil. Portanto, o critério de delimitação geográfica foi selecionar apenas empresas nacionais.

Foram selecionadas empresas que entraram com o pedido de recuperação judicial entre os períodos de 2012 e 2023, visando capturar a maior quantidade possível de amostras e melhorar a qualidade dos dados. Quanto às faixas de período utilizadas para aplicação do método, optou-se por considerar os períodos de 1 trimestre, 4 trimestres e 8 trimestres anteriores à homologação do pedido de recuperação judicial de cada empresa insolvente. O objetivo da seleção de três faixas distintas foi possibilitar a identificação de possíveis variações sazonais ou tendências de curto, médio e longo prazo na análise de insolvência das empresas selecionadas.

3.2 COLETA DE DADOS NOS DEMONSTRATIVOS FINANCEIROS

Na etapa de coleta de dados, é necessário obter uma ampla gama de informações financeiras das empresas incluídas nas amostras geradas. Isso requer a seleção de uma fonte confiável de dados que contenha as informações contábeis necessárias para uma análise de desempenho dos modelos de previsão.

Os dados necessários abrangeram um período de 4 anos antes do pedido de recuperação judicial até o último Demonstrativo de Resultados do Exercício (DRE) anterior ao pedido. A coleta de dados foi realizada utilizando a Plataforma Econômica, que fornece todo o histórico de relatórios financeiros das empresas listadas na B3 de forma estruturada. Esses dados também podem ser encontrados em fontes como B3 e a Comissão de Valores Mobiliários (CVM).

3.3 MODELAGEM DA AMOSTRA DE EMPRESAS INSOLVENTES PARA ANÁLISE

Na etapa de seleção de empresas insolventes, o objetivo é obter uma amostra representativa de empresas em situação de insolvência para análise. Inicialmente, é definido um conjunto de critérios para identificar as empresas que se enquadram na categoria de insolvência.

Para conduzir o estudo, primeiramente foi realizada a seleção de empresas em situação de insolvência para compor a amostra. Nesse contexto, foram escolhidas 25 empresas de capital aberto que entraram com pedido de recuperação judicial ou foram declaradas falidas após 2012. Essa seleção levou em consideração a disponibilidade dos dados necessários para aplicação dos modelos de previsão, bem como a necessidade de encontrar empresas solventes com características semelhantes no mesmo período para formar seus respectivos pares. Inicialmente, a amostra de empresas insolventes contava com 25 empresas, no entanto, devido à necessidade de encontrar empresas para formar pares, foi possível utilizar apenas 17 dessas empresas para a análise.

É fundamental ressaltar que as empresas insolventes não foram escolhidas deliberadamente, mas sim obtidas dentro do escopo da pesquisa, no qual três modelos de previsão foram selecionados para aplicação em um período delimitado. Complementarmente, foram desconsideradas empresas cujo pedido de recuperação judicial foi influenciado por fatores externos que não são representados pelo DRE. É importante ressaltar que os impactos da pandemia nessas empresas foram desconsiderados no momento da definição das amostras.

Como resultado, todas as empresas insolventes que se enquadram nas premissas estabelecidas foram selecionadas, considerando que o banco de dados é relativamente restrito, abrangendo apenas o mercado brasileiro. Durante esse processo, focou-se exclusivamente nas empresas com pedido de recuperação judicial entre 2012 e 2023.

3.4 MODELAGEM DA AMOSTRA DE CONTROLE DE EMPRESAS SOLVENTES

Na etapa de seleção de empresas solventes, o objetivo é formar pares com as empresas insolventes previamente selecionadas, a fim de estabelecer uma

amostra de controle. Esse processo deve ser conduzido levando em consideração os critérios, para que seja garantida a qualidade e a precisão dos dados.

As empresas solventes foram selecionadas com base em critérios específicos, com prioridade atribuída em uma ordem decrescente de importância: setor (mesmo setor), subsetor (mesmo subsetor), segmento da B3 (semelhante) e valor total do ativo semelhante ao par insolvente no mesmo período de análise. Durante todo o processo de seleção, foi garantido que nenhuma diferença no valor do ativo entre os pares excedesse quatro vezes o valor do ativo do par correspondente. Essas medidas foram adotadas com o objetivo de assegurar a coerência e a validade dos pares formados. A tabela contendo as empresas insolventes, seus pares solventes e seus respectivos setor, subsetor e segmento pode ser consultada no Apêndice A.

3.5 APLICAÇÃO DOS MODELOS DE PREVISÃO NAS EMPRESAS

Nessa etapa, os dados contábeis das empresas insolventes selecionadas e seus respectivos pares solventes são utilizados para que ocorra a aplicação de cada modelo de previsão de insolvência pré-selecionado em cada faixa de período também determinado previamente.

Os dados contábeis das empresas selecionadas foram utilizados para aplicar os modelos de previsão de insolvência em três momentos distintos: no último resultado antes do pedido de recuperação judicial, 1 ano antes (4 trimestres) e 2 anos antes (8 trimestres). Esse processo envolveu os quatro modelos previamente selecionados: dois modelos de previsão de análise discriminante (Matias, 1978, e Sanvicente e Minardi, 1998); um modelo de regressão logística (Ohlson, 1980), com base em suas respectivas métricas originais; além de uma versão adaptada do modelo de Ohlson, desenvolvida para se adequar ao contexto nacional e às condições atuais.

3.6 APLICAÇÃO DO MODELO DE OHLSON EM VERSÃO ADAPTADA

Para realizar o cálculo do modelo de Ohlson adaptado ao mercado nacional e cenário atual, é essencial realizar a construção dos coeficientes do modelo. Para tanto, faz-se necessário dividir as amostras de empresas em dois grupos:

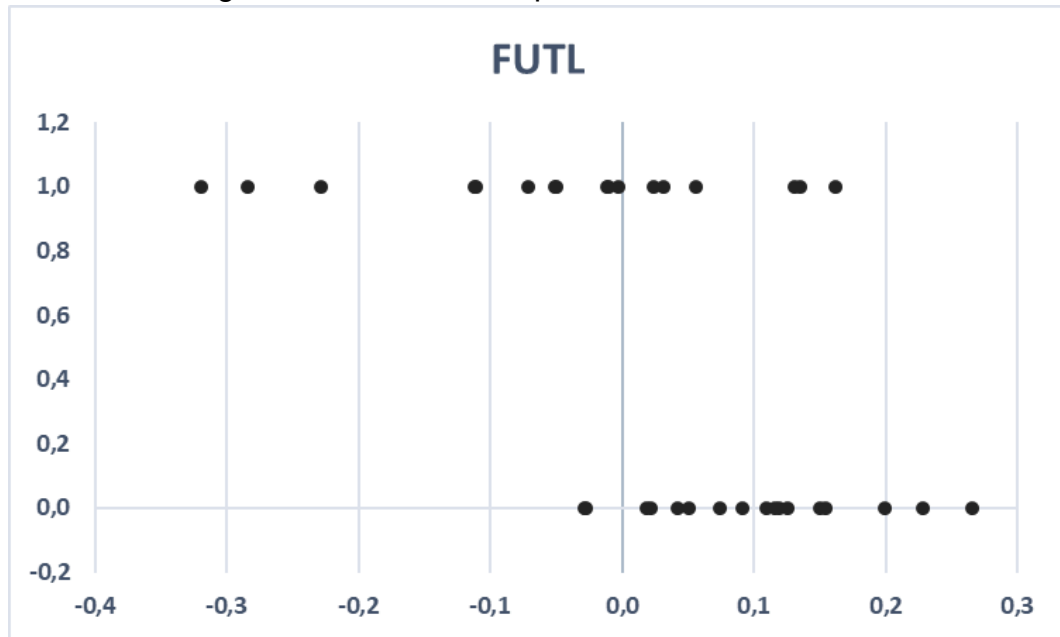
- a. Grupo A: empresas que são utilizadas na criação do modelo adaptado e obtenção dos coeficientes
- b. Grupo B: empresas que são destinadas à avaliação do desempenho do modelo.

Além disso, são utilizados métodos para tratamento de dados, objetivando a retirada de *outliers* e a exclusão de empresas da amostra cujo pedido de recuperação judicial tenha como principal fator um ocorrido anormal e abrupto. Dessa forma, são desconsideradas empresas com comportamentos atípicos, que poderiam comprometer a construção dos indicadores e subsequente análise de resultados.

Inicialmente foram separadas as empresas insolventes juntamente aos seus pares solventes em dois grupos, Grupo A e Grupo B, de forma aleatória. Para o Grupo A, foi aplicada a regressão logística com o intuito de obter os coeficientes do modelo. Complementarmente, o Grupo B foi utilizado para medir o desempenho do respectivo modelo versão adaptada. Entretanto, devido ao restrito número de empresas desse estudo, o tamanho de amostra não foi suficiente para a convergência da regressão logística.

A partir desse resultado, optou-se por refazer os cálculos de construção dos coeficientes do modelo de Ohlson adaptado a partir da utilização de todas as 17 empresas insolventes contidas no presente estudo e seus respectivos pares. Foram, por conseguinte, geradas as tabelas e gráficos para avaliação da relação entre as variáveis independentes e a situação real das empresas em termos de sua respectiva solvência. A figura 2 representa o gráfico da variável independente FUTL, sendo o eixo das abscissas (eixo x) o valor da variável independente e o eixo das ordenadas (eixo y) os valores 0 e 1, onde 0 representa as empresas solventes e 1 as empresas insolventes. Os gráficos das demais variáveis independentes quantitativas podem ser encontrados no Apêndice C.

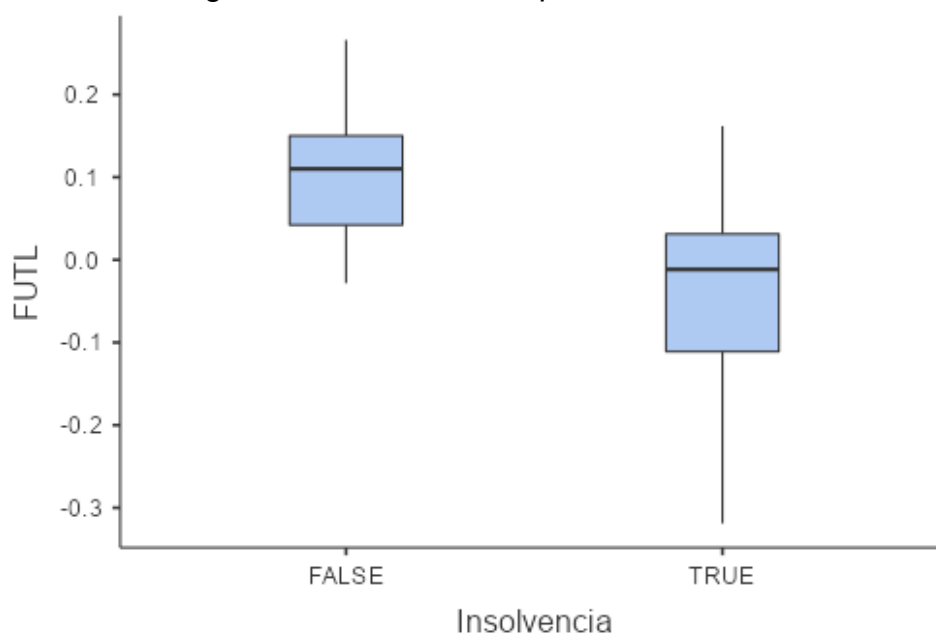
Figura 2 - Gráfico de dispersão da variável FUTL



Fonte: Elaborado pelo autor

Observando o gráfico, é possível visualizar que existe uma relação entre o valor de FUTL e situação real solvência, apesar da grande dispersão do gráfico. O mesmo também ocorreu em outras variáveis independentes quantitativas. Entretanto, para algumas dessas variáveis, não é possível identificar visualmente essa relação.

Complementarmente, outro modelo de gráfico aplicado foi o *box plot*, com o objetivo de facilitar a visualização da distribuição dos valores das variáveis independentes.

Figura 3 - Gráfico de *box plot* da variável FUTL

Fonte: Elaborado pelo autor

Para aplicar a regressão logística e obter os coeficientes, seria necessário uma amostra de empresas significativamente maior, visto que, mesmo sem aplicar tratamento de dados, o algoritmo de regressão logística deixa de convergir por classificar corretamente todas as empresas com 4 ou mais variáveis independentes. Visto isso, não foi possível obter os coeficientes do modelo de Ohlson adaptado utilizando regressão logística e, por consequência, realizar uma análise de resultados para esse modelo.

3.7 COMPARAÇÃO DO DESEMPENHO DOS MODELOS DE PREVISÃO

Para comparar o desempenho dos modelos de previsão, conduz-se uma análise de resultados para cada empresa em processo de recuperação judicial e seu par solvente, por meio da classificação do *score* e da aplicação dos resultados em matrizes de confusão. Sendo estas utilizadas de forma independente para cada modelo de previsão nos diferentes períodos pré-determinados.

3.7.1 Score dos modelos de previsão

Aplicando os modelos de previsão nos dados das empresas obtém-se um *score* para cada empresa analisada. Com isso, utilizando os pontos de corte dos modelos, são classificadas as empresas como solvente ou insolvente. As tabelas contendo as aplicações dos modelos e seus resultados podem ser encontradas no Apêndice B.

3.7.2 Matriz de confusão

A partir dos dados de *score*, foi possível validar a precisão de cada modelo por meio da Matriz de Confusão. Uma matriz foi construída para cada período, abrangendo cada modelo de previsão de insolvência abordado neste estudo. É importante ressaltar que um resultado ideal consiste em 100% de classificações verdadeiramente positivas e verdadeiramente negativas.

Para comparar o desempenho dos métodos, utilizou-se um modelo aleatório como ponto de referência. Este modelo, fundamentado na aleatoriedade, oferece uma análise comparativa neutra em relação aos modelos de previsão. Sua probabilidade teórica de classificação é de 50% para cada uma das quatro combinações de indicadores, proporcionando um parâmetro para a avaliação dos métodos. As tabelas de resultados da matriz de confusão para cada modelo de previsão em diferentes períodos podem ser consultadas no Apêndice D.

3.7.3 Métricas de avaliação

As métricas de avaliação *Acurácia*, *Precisão*, *Recall* e *F1-Score* foram calculadas com base nos indicadores da matriz de confusão, permitindo uma análise abrangente do desempenho dos modelos de previsão. Essas métricas são complementares entre si e foram aplicadas para fornecer uma análise mais completa dos resultados obtidos.

4 RESULTADOS DA PESQUISA

Este capítulo apresenta os resultados da aplicação e comparação dos modelos de previsão de insolvência utilizados nesta pesquisa, baseando-se na aplicação de matrizes de confusão e métricas de avaliação de resultado. Os resultados foram organizados em 4 seções, onde as três primeiras correspondem à análise para cada período, enquanto a última realiza uma comparação final entre os resultados ao longo dos três períodos.

A primeira subseção do capítulo apresenta a análise dos resultados correspondentes à aplicação dos dados do último resultado financeiro da empresa nos modelos de previsão de insolvência, considerando o trimestre imediatamente anterior ao pedido de recuperação judicial. Na subseção seguinte, são explorados os resultados dos modelos aplicados aos dados financeiros das empresas referentes ao período de 1 ano anterior ao pedido de recuperação judicial. A terceira etapa do capítulo foca nos mesmos procedimentos anteriores aplicados aos resultados das empresas, porém considerando 2 anos antes do pedido de recuperação judicial. A aplicação das matrizes de confusão em cada subseção permitiu a obtenção de métricas como acurácia, precisão, *recall* e *F1-Score*, oferecendo uma análise quantitativa detalhada do desempenho de cada modelo ao longo dos diferentes períodos. A última etapa corresponde a uma análise global dos desempenhos dos modelos ao longo dos três períodos.

4.1 RESULTADOS PARA O TRIMESTRE ANTERIOR AO PEDIDO DE RECUPERAÇÃO JUDICIAL

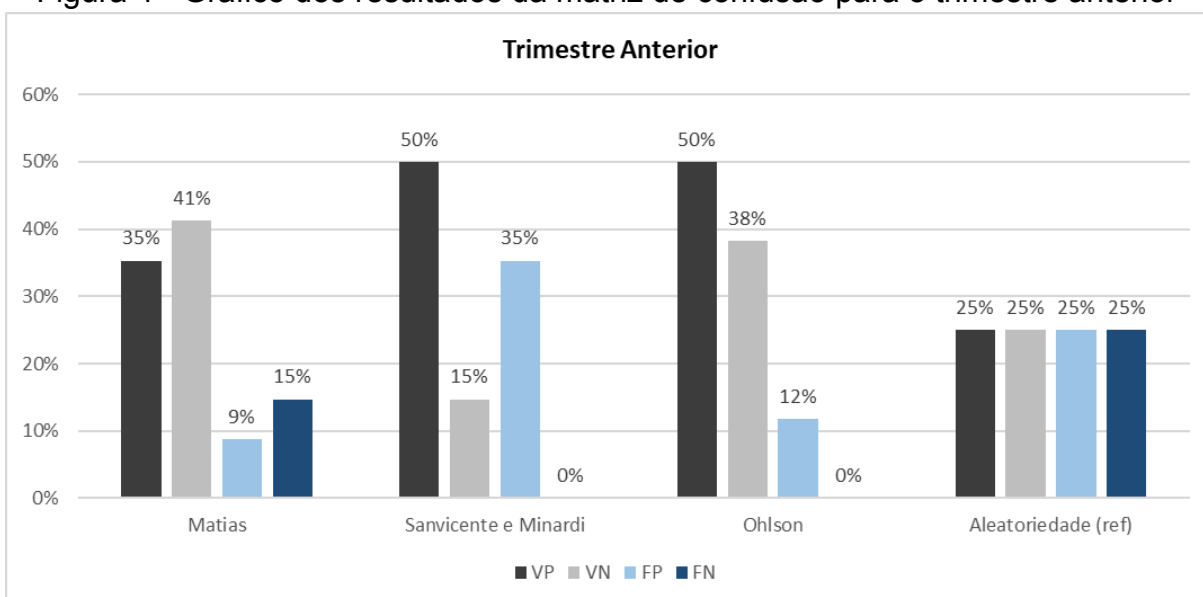
Com base nos dados obtidos do último Demonstrativo de Resultado do Exercício (DRE) antes do pedido de recuperação judicial das empresas insolventes, foram gerados os resultados que se seguem.

O gráfico na Figura 4 ilustra o percentual de acerto de cada modelo na avaliação da solvência das empresas. É crucial ressaltar a importância de uma classificação precisa das empresas insolventes, pois tal informação orienta os decisores a evitar investimentos de alto risco. Nessa perspectiva, os modelos de Ohlson e Sanvicente e Minardi se destacaram, exibindo os melhores resultados em termos de valores de verdadeiros positivos (VP) e falsos negativos (FN). Esses

modelos alcançaram uma taxa de assertividade de 50% para verdadeiros positivos e 0% para falsos negativos, representando uma totalidade de assertividade das empresas insolventes analisadas.

Por outro lado, ao examinar os resultados das empresas solventes, percebe-se que o modelo de Matias demonstrou o melhor desempenho em relação aos valores de verdadeiros negativos (VN) e falsos positivos (FP), embora o modelo de Ohlson também tenha obtido resultados bastante próximos.

Figura 4 - Gráfico dos resultados da matriz de confusão para o trimestre anterior



Fonte: Elaborado pelo autor

Legenda: VP=Verdadeiro Positivo VN=Verdadeiro Negativo FP=Falso Positivo FN=Falso Negativo

Apesar do bom resultado em relação às empresas insolventes, o modelo de Sanvicente e Minardi apresentou uma tendência de classificar as empresas como insolventes, o que justifica sua assertividade em relação aos valores de VP e FN, mas resulta em um desempenho inferior em relação aos valores de VN e FP.

Para uma avaliação mais abrangente do desempenho dos modelos, os resultados das métricas de acurácia, precisão, *recall* e *F1-score* para esse período são apresentados abaixo.

Tabela 2 - Resultados das métricas de avaliação para o trimestre anterior

Modelo	Precisão	Recall	Acurácia	F1 - Score
Matias	0,80	0,71	0,76	0,75
Sanvicente e Minardi	0,59	1,00	0,65	0,74
Ohlson	0,81	1,00	0,88	0,89
Aleatoriedade (ref)	0,50	0,50	0,50	0,50

Fonte: Elaborado pelo autor

Analisando individualmente cada métrica, observa-se que o modelo de Ohlson apresentou uma precisão ligeiramente superior ao de Matias, demonstrando maior assertividade em relação às empresas consideradas insolventes. Ademais, tanto o modelo de Ohlson quanto o de Sanvicente e Minardi alcançaram a pontuação máxima para a métrica *Recall*, indicando que todas as empresas insolventes foram classificadas corretamente. O modelo de Ohlson também apresentou o maior valor de Acurácia, representando o maior número de avaliações assertivas em relação ao total de empresas avaliadas. Por fim, o modelo de Ohlson obteve o maior valor para *F1-Score*, sugerindo que, considerando a mesma importância para Precisão e *Recall*, possui o melhor resultado combinado entre ambas.

Com base nos critérios apresentados, fica evidente que o modelo de Ohlson demonstrou o melhor desempenho na avaliação das empresas durante esse período, pois apresentou valores superiores em todas as métricas. É importante destacar que todos os modelos obtiveram resultados superiores à aleatoriedade.

4.2 RESULTADOS PARA UM ANO ANTES DO PEDIDO DE RECUPERAÇÃO JUDICIAL

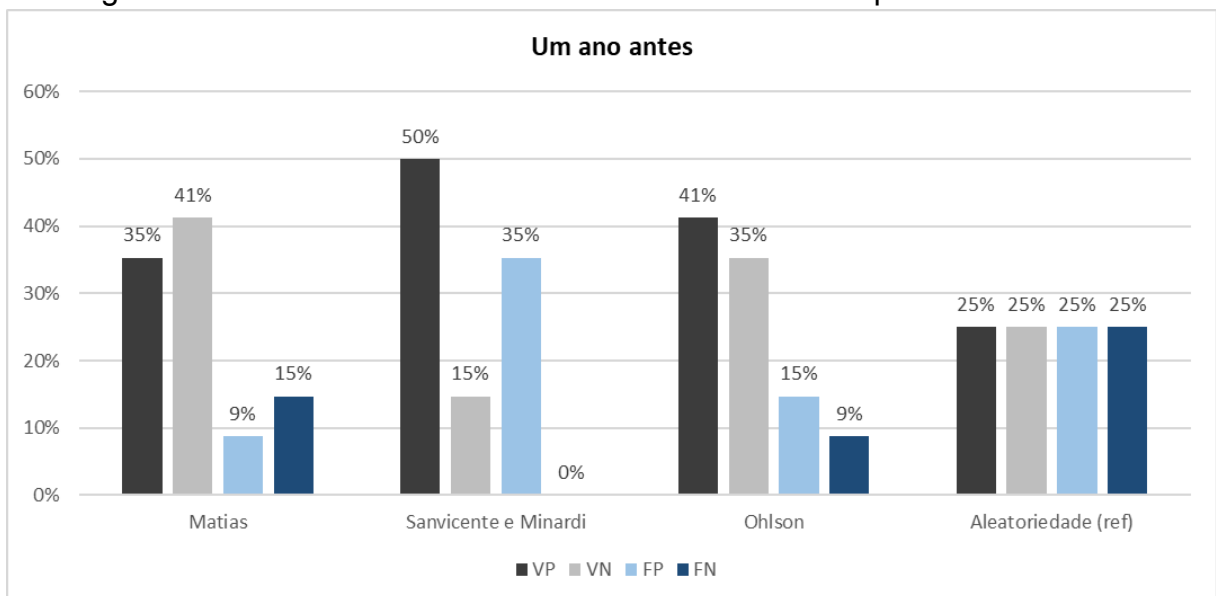
Considerando os dados apresentados no Demonstrativo de Resultado do Exercício (DRE) um ano antes do pedido de recuperação judicial das empresas insolventes, os resultados apresentados no gráfico da Figura 5 foram obtidos.

Em relação às empresas insolventes, observa-se que o modelo de Sanvicente e Minardi mais uma vez apresentou os melhores valores possíveis para os valores de VP e FN, com 100% de assertividade para as empresas insolventes. Por outro lado, o modelo de Ohlson deixou de prever corretamente algumas

empresas, reduzindo o valor de VP. É importante ressaltar que, entre as três empresas para as quais o modelo apresentou falso negativo, constam as Americanas, que ainda não haviam apresentado inconsistências contábeis nesse período, e a Eternit, empresa de mineração de amianto e fabricação de telhas, que ainda não estava sujeita à proibição da mineração de amianto no Brasil durante esse período.

Ao analisar os resultados das empresas solventes, percebe-se novamente que o modelo de Matias apresentou o melhor desempenho em relação aos valores de VN e FP.

Figura 5 - Gráfico dos resultados da matriz de confusão para um ano antes



Fonte: Elaborado pelo autor

Legenda: VP=Verdadeiro Positivo VN=Verdadeiro Negativo FP=Falso Positivo FN=Falso Negativo

Novamente, embora tenha obtido bons resultados em relação às empresas insolventes, o modelo de Sanvicente e Minardi demonstrou uma tendência a classificar as empresas como insolventes.

Para uma avaliação mais abrangente do desempenho dos modelos, abaixo são apresentados os resultados das métricas de acurácia, precisão, *recall* e *F1-score* para esse período.

Tabela 3 - Resultados das métricas de avaliação para um ano antes

Modelo	Precisão	Recall	Acurácia	F1 - Score
Matias	0,80	0,71	0,76	0,75
Sanvicente e Minardi	0,59	1,00	0,65	0,74
Ohlson	0,74	0,82	0,76	0,78
Aleatoriedade (ref)	0,50	0,50	0,50	0,50

Fonte: Elaborado pelo autor

Analisando a precisão dos modelos de previsão, observa-se que o modelo de Matias demonstrou a maior assertividade em relação às empresas consideradas insolventes. No entanto, o modelo de Sanvicente e Minardi alcançou a pontuação máxima para a métrica *Recall*, indicando que todas as empresas insolventes foram classificadas corretamente por este modelo. Tanto os modelos de Ohlson quanto de Matias exibiram o maior valor de Acurácia.

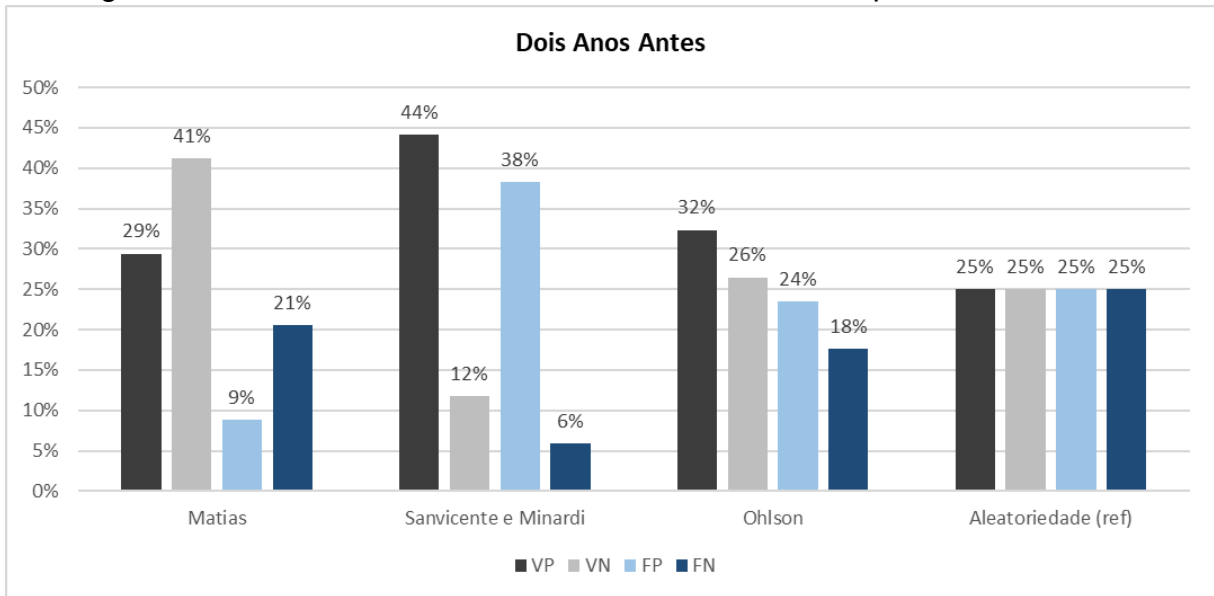
Além disso, apesar de terem classificado o mesmo número de empresas corretamente, o modelo de Ohlson apresentou o maior valor para o *F1-Score*. Isso ocorreu porque as métricas priorizam o acerto das empresas insolventes, penalizando o maior número de falsos negativos do modelo de Matias para esse período. Mais uma vez, todos os modelos demonstraram resultados superiores à aleatoriedade.

4.3 RESULTADOS PARA DOIS ANOS ANTES DO PEDIDO DE RECUPERAÇÃO JUDICIAL

Considerando os dados apresentados no Demonstrativo de Resultado do Exercício (DRE) dois anos antes do pedido de recuperação judicial das empresas insolventes, foram obtidos os resultados apresentados no gráfico da Figura 6.

Em relação às empresas insolventes, o modelo de Sanvicente e Minardi mais uma vez apresentou os melhores valores possíveis para os valores de VP e FN. O modelo de Ohlson perdeu consideravelmente sua assertividade para este período, diminuindo significativamente a quantidade de acertos para ambos os tipos de empresas. Ao analisar os resultados das empresas solventes, percebe-se novamente que o modelo de Matias apresentou o melhor desempenho em relação aos valores de VN e FP.

Figura 6 - Gráfico dos resultados da matriz de confusão para um ano antes



Fonte: Elaborado pelo autor

Legenda: VP=Verdadeiro Positivo VN=Verdadeiro Negativo FP=Falso Positivo FN=Falso Negativo

O modelo de Sanvicente e Minardi continuou a demonstrar bons resultados em relação às empresas insolventes; no entanto, o número de falsos positivos aumentou consideravelmente para este período.

As métricas para este período estão apresentadas na tabela 4.

Tabela 4 - Resultados das métricas de avaliação para dois anos antes

Modelo	Precisão	Recall	Acurácia	F1 - Score
Matias	0,77	0,59	0,71	0,67
Sanvicente e Minardi	0,54	0,88	0,56	0,67
Ohlson	0,58	0,65	0,59	0,61
Aleatoriedade (ref)	0,50	0,50	0,50	0,50

Fonte: Elaborado pelo autor

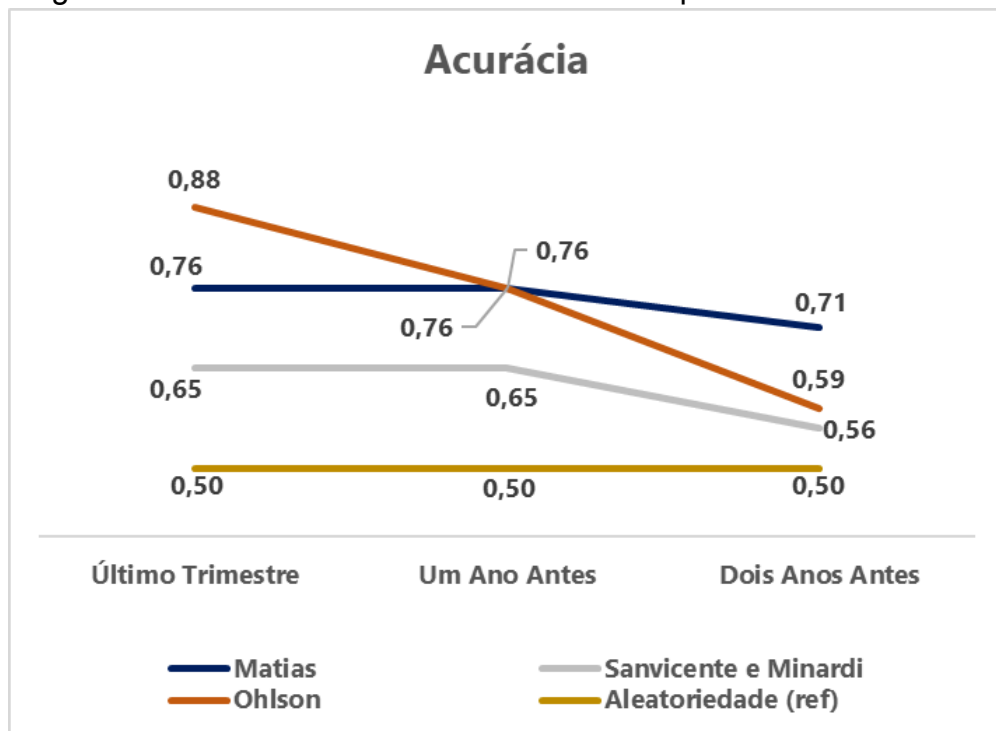
Analisando a precisão e a acurácia, observa-se que o modelo de Matias apresentou os melhores resultados para essas métricas. Além disso, o modelo de Sanvicente e Minardi manteve o maior valor para a métrica de *Recall*. Por fim, apesar da diversidade nos valores das métricas mencionadas anteriormente, tanto o modelo de Matias quanto o de Sanvicente e Minardi apresentaram os melhores valores para o *F1-score*. Todos os modelos demonstraram resultados superiores à aleatoriedade para este período.

4.4 COMPARAÇÃO DOS RESULTADOS DOS MODELOS DE PREVISÃO

Para melhor avaliar e comparar os resultados dos modelos de previsão durante os períodos analisados, foram gerados dois gráficos, um contendo a acurácia dos modelos, partindo do tempo mais próximo ao pedido recuperação judicial até dois anos antes do pedido (Figura 7) e um segundo gráfico com características semelhantes ao anterior mas apresentando a evolução dos resultados do *F1-score* ao longo dos períodos (Figura 8).

Avaliando a acurácia na Figura 7, foi possível observar que a assertividade do modelo de Matias foi mais estável durante os períodos analisados, visto que seu valor se manteve acima dos 70% de acurácia mesmo para dois anos antes do pedido de recuperação judicial. Nota-se que o modelo de Ohlson é o mais afetado pelo período entre os dados coletados e o pedido de recuperação judicial.

Figura 7 - Gráfico da acurácia durante os três períodos analisados



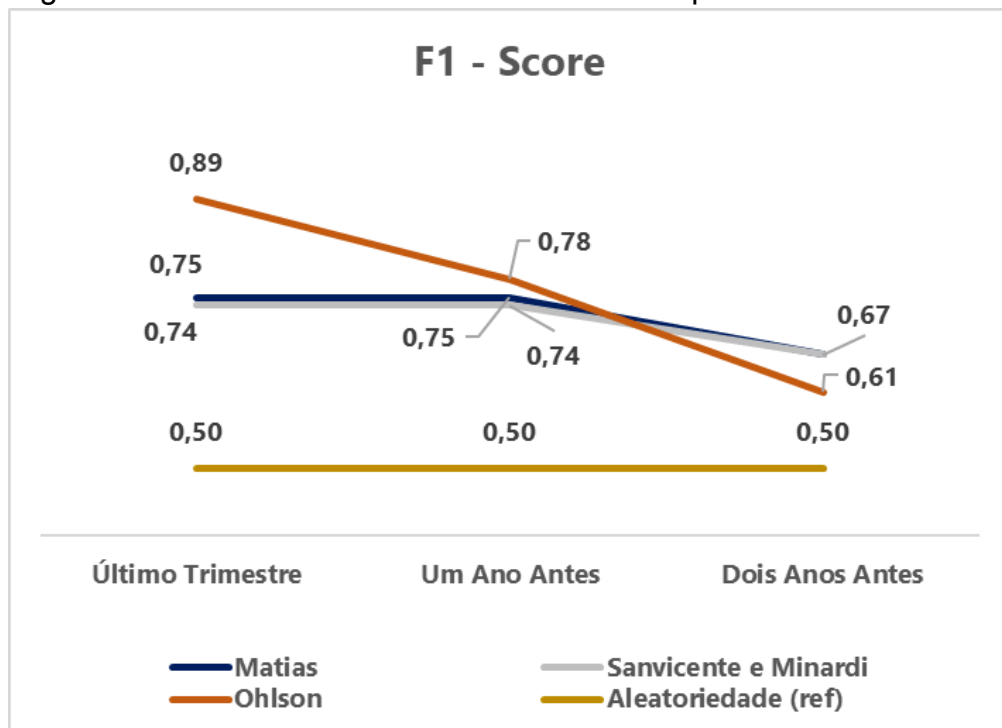
Fonte: Elaborado pelo autor

É importante destacar que a acurácia é uma métrica que se adequa a este estudo, pois reflete a assertividade dos modelos de previsão. As amostras analisadas contêm um número igual de empresas solventes e insolventes, o que previne uma acurácia artificialmente elevada em modelos que possuem um forte

trade-off entre *recall* e precisão. Dessa forma, a acurácia proporciona uma medida equilibrada e confiável da performance dos modelos.

Ao analisar o comportamento do *F1-score* na Figura 8, observa-se que, apesar do modelo de Matias apresentar maior acurácia em comparação ao modelo de Sanvicente e Minardi, o *F1-score* de ambos os modelos é bastante semelhante. Isso ocorre porque o modelo de Sanvicente e Minardi tende a gerar um número elevado de verdadeiros positivos (VP), demonstrando uma inclinação a identificar empresas como insolventes.

Figura 8 - Gráfico do *F1 - score* durante os três períodos analisados



Fonte: Elaborado pelo autor

Por fim, observou-se que o desempenho do modelo de Ohlson é significativamente influenciado pelo intervalo entre o pedido de recuperação judicial e os dados coletados. Houve uma redução substancial na acurácia e no *F1-score* para o período de um ano antes do pedido. Quando a análise foi realizada com dados de dois anos antes, todos os modelos apresentaram uma queda de desempenho, mas o modelo de Ohlson foi o mais impactado negativamente.

5 CONCLUSÃO

Para garantir a estabilidade econômica de um país, é crucial que as empresas desempenhem um papel ativo na criação de empregos e na geração de renda. Frequentemente, essas empresas dependem de financiamentos para manter suas operações em funcionamento (De Souza, 2016).

Devido ao risco associado à inadimplência, instituições financeiras, investidores e credores recorrem à utilização de modelos de previsão de insolvência para embasar suas decisões, minimizando riscos e alocando recursos de forma mais eficaz. Esses modelos desempenham um papel fundamental ao fornecer dados objetivos e quantitativos sobre a probabilidade de uma empresa enfrentar dificuldades financeiras no futuro (Rebello, 2010).

O estudo alcançou seu objetivo de realizar uma análise comparativa do desempenho dos modelos de previsão de insolvência de Ohlson (1980), desenvolvido com regressão logística, e dos modelos de Matias (1978) e Sanvicente e Minardi (1998), desenvolvidos por análise discriminante.

Para tanto, todos os objetivos específicos do trabalho foram cumpridos. O objetivo específico de construir uma amostra pareada de empresas insolventes e solventes, com base nos critérios de setor, subsetor, segmento da B3 e ativo total, foi alcançado. Assim, uma amostra composta por 17 empresas em processo de recuperação judicial foi comparada com outras 17 empresas solventes que compartilhavam características semelhantes às de suas contrapartes insolventes, conforme os critérios pré-estabelecidos.

Para atender ao objetivo específico de observar o desempenho dos modelos de previsão, utilizando os indicadores da matriz de confusão - acurácia, recall, precisão e *F1-score* -, realizou-se uma análise comparativa por meio dessas métricas, permitindo uma avaliação complementar de resultados. Ademais, o objetivo de comparar a performance dos modelos ao longo de diferentes períodos - dois anos, um ano e um trimestre antes do pedido de recuperação judicial - foi alcançado, proporcionando uma perspectiva temporal do desempenho dos modelos analisados.

Verificou-se que o modelo de Ohlson (1980) se destacou nas análises realizadas nos períodos de um e quatro trimestres anteriores ao pedido de

recuperação judicial, enquanto o modelo de Matias (1978) demonstrou melhor desempenho na análise do período de oito trimestres anteriores.

É importante ressaltar que o tamanho e a qualidade da base de dados provaram ser essenciais para a aplicação da regressão logística no modelo de Ohlson adaptado. As limitações impostas pelo escopo do trabalho e o número reduzido de empresas no mercado nacional com os dados necessários para este estudo impediram a implementação bem-sucedida do modelo. A falta de convergência do algoritmo de regressão logística foi diretamente influenciada por essas restrições.

Ainda, cada métrica analisada possui suas próprias particularidades, as quais se complementam mutuamente. Essas métricas desempenham um papel crucial na tomada de decisões, uma vez que, quando consideradas isoladamente, podem levar a conclusões superficiais. Da mesma forma, os modelos de previsão de insolvência devem ser vistos como ferramentas de apoio, integrando-se a outras análises e oferecendo uma base mais robusta para as decisões empresariais.

Uma sugestão para futuras pesquisas seria a implementação do modelo de Ohlson adaptado para uma ampla gama de empresas, levando em consideração o desempenho do modelo por setor da economia e explorando diferentes pontos de corte. Isso permitiria uma compreensão mais completa da capacidade preditiva do modelo de Ohlson adaptado.

Complementarmente, outra recomendação seria avaliar os impactos causados pela pandemia e por demais fatores externos que estão além do controle das empresas, como mudanças repentinas na legislação, conflitos armados e outros possíveis *outliers*. Esses eventos não podem ser previstos por meio da DRE e podem levar as empresas a solicitar recuperação judicial.

REFERÊNCIAS

- AGRESTI, A. **An Introduction to Categorical Data Analysis**. Wiley, 2018.
- ALMEIDA & DUMONTIER, P. **O Uso de Redes Neurais em Avaliação de Risco de Inadimplência**. Revista de Administração, v.31, n.1, p.52-63, Universidade de São Paulo, janeiro/março de 1996.
- ALTMAN, E.I. **Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy**. Journal of Finance, v. 29, pp.589-609, 1968.
- ALTMAN, E.I. **Corporate Financial Distress. A Complete Guide to Predicting, Avoiding, and Dealing with Bankruptcy**. Wiley Interscience. v. 1, John Wiley and Sons, 1983.
- ALTMAN, E. I. et al. **Financial distress prediction in an international context: A review and empirical analysis of Altman's Z-score model**. Journal of International Financial Management & Accounting, v. 28, n. 2, p. 131-171. 2016.
- ASSAF NETO, A.; SILVA, C.. **Administração do capital de giro**. São Paulo: Atlas, 1995.
- ASSAF NETO. **Estrutura e análise de balanços: um enfoque econômico-financeiro**. 10. ed. São Paulo: Atlas, 2012.
- ASSAF NETO. **Estrutura e análise de balanços: um enfoque econômico-financeiro**. 11. ed. São Paulo: Atlas, 2015.
- BEAVER, W. H. **Financial Ratios as Predictors of Failure**. Journal of Accounting Research, 4, 71-111, 1966.
- BELLOVARY, Jodi L.; GIACOMINO, Don E.; AKERS, Michael D. **A review of bankruptcy prediction studies: 1930 to present**. Journal of Financial education, p. 1-42, 2007.
- BERNHARDSEN, E. **A Model of Bankruptcy Prediction**. Oslo: Norges Bank, 2001.
- BISHOP, C. M. **Pattern Recognition and Machine Learning**. Springer, 2006.
- BRIGHAM, E. F.; HOUSTON, J. F. **Fundamentos da Administração Financeira**. Porto Alegre: AMGH Editora, 2016.
- CASTRO JUNIOR, F. H. F. **Previsão de Insolvência de Empresas Brasileiras Usando Análise Discriminante, Regressão Linear e Redes Neurais**. 2003.Dissertação (Mestrado em Administração) – Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2003.
- CATARINO, G. P. S. **A Influência das finanças pessoais na gestão financeira de microempresas**. PUC Rio, 2019.

CHINCHOR, N. MUC-4 evaluation metrics. In: **Proceedings of the 4th conference on Message understanding**. Association for Computational Linguistics, 1992. p. 22-29.

COELHO, F. A. **Manual de Direito Comercial**. São Paulo: Saraiva, 2005.

CORRAR, L. **Análise multivariada para os cursos de administração, ciências contábeis e economia**. USP, 2009.

CUNHA, A. **O papel da gestão financeira para microempreendedores superarem a crise econômica gerada pela Covid-19**. PUC Goiás, 2021.

DE SOUZA, Jhordanna Basanulfe. **Planejamento Estratégico para Empresa em Processo de Recuperação Judicial**. *Novos Direitos*, v. 3, n. 2, p. 20-31, 2016.

FAMÁ, Rubens; GRAVA, J. William. **Liquidez e a teoria dos elementos causadores de insolvência**. *Caderno de pesquisas em administração*, v. 1, n. 12, p. 10-21, 2000.

FAWCETT, T. **An introduction to ROC analysis**. *Pattern Recognition Letters*, 27(8), 861-874, 2006.

FAZZIO JUNIOR, W. **Direito Comercial: Teoria Geral do Direito Comercial**. São Paulo: Atlas, 2003.

FIELD, A. **Discovering Statistics Using IBM SPSS Statistics**. Sage, 2013.

FISHER, R. A. **The Use Of Multiple Measurements In Taxonomic Problems**. *Annals Of Eugenics*, [S.L.], v. 7, n. 2, p. 179-188, set. 1936.

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

GIL, Antônio Carlos. **Como elaborar projetos de pesquisa**. São Paulo: Atlas, 2002

GIOLO, S. R. **Modelos de Regressão**. Editora UFPR, 2012.

GITMAN, L. J. **Princípios de Administração Financeira**. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2010.

GÓES, Hugo. **A Lei 11.101/05: mais um passo na trajetória evolutiva do Direito Falimentar Brasileiro**. *Acadêmico de Direito (10º Semestre) da Ucsal – Universidade Católica do Salvador*, 2005.

GONDRIGE, Eloir de Oliveira. **Estatística Multivariada Aplicada: Construção do Modelo de Previsão de Insolvência Aranha & Gondrige**. 2021. *Dissertação (Mestrado em Ciências Contábeis) - Universidade Federal de Mato Grosso do Sul, Campo Grande*, 2021.

HAIR, J., Black, W., Babin, B., Anderson, R. and Tatham, R. **Multivariate Data Analysis**. 6th Edition, Pearson Prentice Hall, Upper Saddle River, 2006.

HOJI, Masakazu. **Administração Financeira e Orçamentária**. 12. ed. São Paulo: Atlas, 2017.

HOJI, Masakazu. **Administração financeira na prática: guia para educação financeira corporativa e gestão financeira pessoal**. 2. ed. São Paulo: Atlas, 2009.

HOSMER, D. W.; LEMESHOW, S.; STURDIVANT, R. X. **Applied Logistic Regression**. Wiley, 2013.

IUDÍCIBUS, S. **Teoria da Contabilidade**. São Paulo: Atlas, 2009.

IUDÍCIBUS, S. et al. **Manual de contabilidade societária: aplicável a todas as sociedades : de acordo com as normas internacionais e do CPC**. São Paulo: Atlas, 2010.

KLEINBAUM, D. G.; KLEIN, M. **Logistic Regression: A Self-Learning Text**. Springer, 2010.

MANSI, S.; MAXWELL, W.; ZHANG, A. **Bankruptcy Prediction Models and the Cost of Debt**. The Journal of Fixed Income, v. 21, p. 25-42, 2010.

MARION, José Carlos. **Análise das Demonstrações Contábeis**. 4ª ed. São Paulo: Atlas, 2009.

MARION, José Carlos. **Contabilidade Empresarial**. 17ª ed. São Paulo: Atlas, 2015.

MAROCO, João. **Análise estatística com utilização do SPSS**, 3ª ed., Lisboa: Edições Sílabo, 2007.

MATARAZZO, D. C. **Análise Financeira de Balanços**. São Paulo: Atlas, 2010.

MATENDA, F.R., SIBANDA, M., CHIKODZA, E. et al. **Bankruptcy prediction for private firms in developing economies: a scoping review and guidance for future research**. v. 72, p. 927–966, 2021.

MATIAS, A. B. **Contribuição às técnicas de análise financeira: um modelo de concessão de crédito**. 1978. 106 f. Dissertação (Mestrado em Administração) – Faculdade de Economia e Administração, Universidade de São Paulo, São Paulo, 1978.

MATIAS, A. B. **Análise financeira fundamentalista de empresas**. Atlas, 2009.

MEGLIORINI, Evandir; VALLIM, Marco Aurélio. **Administração financeira: uma abordagem brasileira**. Pearson Prentice Hall, 2009.

MENARD, S. **Applied Logistic Regression Analysis**. Sage, 2002.

- MESQUITA, R. **Técnicas de Regressão**. Editora Ciência Moderna, 2014.
- MYERS, S. C.; MAJLUF, N. S. **Corporate Financing and Investment Decisions When Firms Have Information That Investors Do Not Have**. Journal of Financial Economics, 13(2), 187-221, 1984.
- MUNOZ, J. **Calidad de cartera del sistema bancario y el ciclo económico: una aproximación econométrica para el caso peruano**. Banco Central de Reserva del Perú, 2001.
- NISKANEN, M. **Bankruptcy prediction methods: A comparison with Finnish data**. (Bachelor's Thesis), School of Business and Governance Department of Business Administration, Tallinn, 2017.
- NUNES, R. **Insolvência no sector cerâmico**. Dissertação de mestrado em Contabilidade e Finanças do Instituto Politécnico de Santarém - Escola Superior de Gestão e Tecnologia, 2012.
- OHLSON, J. A. **Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy**. Journal of Accounting Research, v.18, n.1, p.109-131, 1980.
- PADOVEZE, Clóvis Luís. **Sistemas de informações contábeis: fundamentos e análise**. 8. ed. São Paulo: Atlas, 2019.
- POWERS, D. M. W. **Evaluation: From precision, recall and F-measure to ROC, informedness, markedness and correlation**. Journal of Machine Learning Technologies, 2(1), 37-63, 2011.
- RAMOS, J. **Falência e Recuperação de Empresas**. São Paulo: Saraiva, 2008.
- REBELLO, M. **Modelos de previsão de insolvência: uma análise comparativa de seus resultados**. Dissertação (Mestrado em Contabilidade) – Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2010.
- RENCHER, A. **Methods of Multivariate Analysis**. A JOHN WILEY & SONS, INC. PUBLICATION, 2002.
- REY, David. **Stock market predictability: is it there? a critical review**. WWZ/Department of Finance, 2003.
- ROSS, Stephen et al. **Fundamentos de administração financeira**. Bookman Editora, 2013.
- SANTOS, P. **Falência empresarial: modelo discriminante e logístico de previsão aplicados às PME do sector têxtil e do vestuário**. Dissertação de Mestrado. Coimbra : Universidade Aberta, Instituto Superior de Contabilidade e Administração de Coimbra, 2000.
- SANVICENTE, A.; MINARDI, A. **Identificação de indicadores contábeis significativos para previsão de concordata de empresas**. 1998.

SHLEIFER, Andrei; VISHNY, Robert W. **Liquidation values and debt capacity: A market equilibrium approach.** The journal of finance, v. 47, n. 4, p. 1343-1366, 1992.

SILVA, José Pereira da. **Análise financeira das empresas.** 8. ed. São Paulo: Atlas, 2006.

SILVA, José Pereira da. **Gestão e Análise de Risco de Crédito.** ed., rev. e atual. – São Paulo, SP: Cengage Learning, 2016.

SILVA, Mariza; PAIVA, Inna Sousa; SILVA, Ana Lorga da. **A importância da informação financeira nas empresas portuguesas: o justo valor do ativo fixo tangível.** R-LEGO - Revista Lusófona de Economia e Gestão das Organizações, p. 133-151, 2016.

SOKOLOVA, M.; LAPALME, G. **A systematic analysis of performance measures for classification tasks.** Information Processing & Management, 45(4), 427-437, 2009.

TING, K.M. Confusion Matrix. In: Sammut, C., Webb, G.I. (eds) **Encyclopedia of Machine Learning.** Springer, Boston, MA, 2011.

WRUCK, K. **Financial distress, reorganization, and organizational efficiency.** Harvard Business School, Boston, 1990.

YAZDANFAR, D.; NILSSON, M. **The bankruptcy determinants of Swedish SMEs.** In: ISBE International Entrepreneurship Conference, Belfast, Ireland, November, 4-7, 2008.

APÊNDICE A – Tabela de empresas insolventes, seus pares solventes e seus respectivos setor, subsetor e segmento

Nome empresa	Ativos (Milhões)	Data do pedido de RJ	Setor / Subsetor / Segmento
Americanas	R\$33,327.00	Jan/2023	Consumo Cíclico/Comércio/Produtos Diversos
Grupo SBF	R\$9,021.00	-	Consumo Cíclico/Comércio/Produtos Diversos
ATMASA	R\$1,678.00	Jun/2022	Bens Industriais/Serviços Diversos/Serviços Diversos
BBM Logística	R\$860.00	-	Bens Industriais/Serviços Diversos/Serviços Diversos
BARDELLA S.A. INDUSTRIAS MECANICAS	R\$704.00	Jul/2019	Bens Industriais/Máquinas e Equipamentos/Maq e equipamentos Industriais
Aço Altona	R\$546.00	-	Bens Industriais/Máquinas e Equipamentos/Maq e equipamentos Industriais
Brasil Pharma	R\$5,358.00	Jan/2018	Medicamentos e outros produtos
Pague menos	R\$4,089.00	-	Medicamentos e outros produtos
ETERNIT	R\$790.00	Mar/2018	Bens Industriais/Construção e Engenharia/Produtos para Construção
Portobello	R\$1,755.00	-	Bens Industriais/Construção e Engenharia/Produtos para Construção
INEPAR	R\$5,456.00	Aug/2014	Bens Industriais/Máquinas e Equipamentos/Maq e equipamentos Industriais
Romi	R\$2,317.00	-	Bens Industriais/Máquinas e Equipamentos/Maq e equipamentos Industriais
Light	R\$24,855.00	May/2023	Utilidade Pública/Energia Elétrica/Energia Elétrica
Rede Energia	R\$26,830.00	-	Utilidade Pública/Energia Elétrica/Energia Elétrica
LUPATECH	R\$1,677.00	May/2015	Petróleo gás e biocombustível/Petróleo gás e biocombustível/Equipamentos e Serviços
Petrório	R\$1,854.00	-	Petróleo gás e biocombustível/Petróleo gás e biocombustível/Exploração refino e distribuição
NEXPE S.A	R\$152.00	Feb/2023	Financeiro/Exploração de Imóveis/Intermediação imobiliária
Lopes Brasil	R\$417.00	-	Financeiro/Exploração de Imóveis/Intermediação imobiliária
Oi	R\$139,562.00	Jun/2016	Comunicações/Telecomunicações/Telecomunicações
Telef Brasil	R\$151,402.00		Comunicações/Telecomunicações/Telecomunicações

OSX BRASIL S.A.	R\$16,245.00	Nov/2013	Petróleo gás e biocombustível/Petróleo gás e biocombustível/Equipamentos e Serviços
Ultrapar	R\$28,991.00		Petróleo gás e biocombustível/Petróleo gás e biocombustível/Exploração refino e distribuição
Paranapanema	R\$2,740.00	Dec/2022	Materiais básicos/ Siderurgia e metalurgia/Artefatos de ferro e aço
Panatlantica	R\$2,231.00		Materiais básicos/ Siderurgia e metalurgia/Artefatos de ferro e aço
PDG REALTY S.A.	R\$6,715.00	Feb/2017	Consumo Cíclico/Construção Civil/Incorporações
Direcional	R\$5,904.00		Consumo Cíclico/Construção Civil/Incorporações
RENOVA	R\$3,054.00	Oct/2019	Utilidade Pública/Energia Elétrica/Energia Elétrica
Statkraft	R\$2,940.00		Utilidade Pública/Energia Elétrica/Energia Elétrica
Rossi Residencial	R\$934.00	Dec/2022	Consumo Cíclico/Construção Civil/Incorporações
Inc SA	R\$1,082.00		Consumo Cíclico/Construção Civil/Incorporações
TEKA-TECELAGEM KUEHNRIK S.A.	R\$1,438.00	Oct/2012	Consumo Cíclico/Tecido Vestuário e Calçados/Fios e tecidos
Cedro	R\$1,272.00		Consumo Cíclico/Tecido Vestuário e Calçados/Fios e tecidos
Viver	R\$1,731.00	Sep/2016	Consumo Cíclico/Construção Civil/Incorporações
Rni	R\$2,427.00		Consumo Cíclico/Construção Civil/Incorporações

APÊNDICE B – Tabelas de aplicação dos modelos de previsão

Tabela 1B - Modelo de Ohlson para trimestre anterior ao pedido de recuperação
judicial

Nome	Size	TLTA	WCTA	CLCA	OENEG	NITA	FUTL	INTWO	CHIN	Insolvencia	O-SCORE	Probabilidade	Matriz de Confusão
Americanas	7,52	1,85	-1,05	2,93	1,00	-0,41	-0,11	1,00	-0,93	TRUE	8,74	1,00	VP
Grupo SBF	6,96	0,72	0,19	0,65	0,00	0,02	0,15	0,00	0,51	FALSE	-0,66	0,34	VN
ATMA	6,28	0,96	-0,36	2,56	0,00	-0,04	0,00	1,00	0,28	TRUE	2,84	0,94	VP
BBM Logística	6,06	0,89	-0,11	1,27	0,00	-0,02	0,02	0,00	-1,00	FALSE	2,35	0,91	FP
Bardella	6,04	0,94	-0,17	1,53	0,00	-0,07	-0,05	1,00	-0,41	TRUE	3,01	0,95	VP
Aço Altona	5,66	0,53	0,00	0,98	0,00	0,03	0,12	0,00	0,29	FALSE	-0,77	0,32	VN
Brasil Pharma	5,31	10,09	-9,10	24,45	1,00	-11,19	-0,23	1,00	-0,05	TRUE	97,75	1,00	VP
Pague Menos	6,61	0,68	0,21	0,70	0,00	0,03	0,12	0,00	0,08	FALSE	-0,50	0,38	VN
Eternit	5,90	0,70	0,26	0,50	0,00	-0,49	0,14	1,00	-0,71	TRUE	1,72	0,85	VP
Portobello	6,24	0,77	0,09	0,79	0,00	0,05	0,15	0,00	0,03	FALSE	0,32	0,58	FP
Inepar	6,74	1,03	-0,34	1,86	1,00	-0,06	0,03	1,00	-0,50	TRUE	1,67	0,84	VP
Romi	6,36	0,51	0,23	0,58	0,00	0,00	0,04	1,00	-0,19	FALSE	-0,80	0,31	VN
Light	7,40	0,88	-0,01	1,04	0,00	0,00	0,06	1,00	1,00	TRUE	0,69	0,67	VP
Rede Energia	7,43	0,79	0,06	0,78	0,00	0,01	0,05	0,00	-0,66	FALSE	0,63	0,65	FP
Lupatech	5,96	0,93	-0,11	1,44	0,00	-0,08	-0,01	1,00	0,79	TRUE	2,21	0,90	VP
Petrorio	6,08	0,45	0,54	0,25	0,00	-0,05	-0,03	1,00	0,90	FALSE	-1,88	0,13	VN
Nexpe	5,18	1,61	-0,36	2,06	1,00	-1,06	-0,28	1,00	-0,54	TRUE	8,81	1,00	VP
Lopes Brasil	5,62	0,52	0,08	0,68	0,00	0,03	0,27	0,00	-0,16	FALSE	-1,00	0,27	VN
OI	8,14	0,80	0,08	0,75	0,00	-0,02	0,02	1,00	0,47	TRUE	0,19	0,55	VP
Telef Brasil	8,18	0,32	0,01	0,96	0,00	0,01	0,13	0,00	-0,48	FALSE	-2,69	0,06	VN
OSX Brasil	7,21	0,73	-0,29	7,89	0,00	-0,22	0,13	1,00	-0,84	TRUE	2,15	0,90	VP
Ultrapar	7,46	0,60	0,27	0,44	0,00	0,05	0,20	0,00	0,23	FALSE	-1,73	0,15	VN
Paranapanema	6,44	1,64	-0,32	2,24	1,00	-0,28	-0,11	1,00	-0,29	TRUE	6,16	1,00	VP
Panatlantica	6,35	0,56	0,54	0,36	0,00	0,03	0,11	0,00	0,22	FALSE	-1,65	0,16	VN
PDG Realty	6,83	1,73	-0,67	2,15	1,00	-1,14	-0,32	1,00	-0,30	TRUE	9,48	1,00	VP
Direcional	6,77	0,57	0,43	0,30	0,00	0,00	0,07	0,00	-1,00	FALSE	-0,83	0,30	VN
Renova	6,48	1,37	-1,01	88,70	1,00	-0,33	-0,07	1,00	-0,12	TRUE	12,00	1,00	VP
Statkraft	6,47	0,41	0,09	0,55	0,00	0,04	0,23	0,00	0,25	FALSE	-2,19	0,10	VN
Rossi Residencial	5,97	2,06	-1,30	3,73	1,00	-0,27	-0,05	1,00	-0,08	TRUE	10,15	1,00	VP
Inc SA	6,03	0,87	0,04	0,90	0,00	0,05	0,09	0,00	0,09	FALSE	1,17	0,76	FP
Teka-Tecelagem	6,48	2,02	-0,87	2,70	1,00	0,14	0,16	1,00	0,15	TRUE	7,54	1,00	VP
Cedro	6,00	0,44	-0,03	1,11	0,00	0,00	-0,03	0,00	0,63	FALSE	-1,25	0,22	VN
Viver	6,24	1,30	-0,31	1,41	1,00	-0,14	-0,01	1,00	-0,28	TRUE	3,56	0,97	VP
RNI	6,39	0,50	0,37	0,41	0,00	0,00	0,02	0,00	-1,00	FALSE	-0,92	0,28	VN

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 2B - Modelo de Matias para trimestre anterior ao pedido de recuperação judicial

Nome	Insolvencia	Matias_Score	Matriz de Confusão
Americanas	TRUE	-26,48	VP
Grupo SBF	FALSE	1,80	VN
ATMA	TRUE	2,39	FN
BBM Logística	FALSE	-1,68	FP
Bardella	TRUE	-5,55	VP
Aço Altona	FALSE	8,09	VN
Brasil Pharma	TRUE	-281,47	VP
Pague Menos	FALSE	1,36	VN
Eternit	TRUE	4,79	FN
Portobello	FALSE	0,83	VN
Inepar	TRUE	-9,32	VP
Romi	FALSE	7,48	VN
Light	TRUE	-2,07	VP
Rede Energia	FALSE	-0,05	FP
Lupatech	TRUE	4,09	FN
Petrorio	FALSE	46,63	VN
Nexpe	TRUE	-16,40	VP
Lopes Brasil	FALSE	10,60	VN
OI	TRUE	-0,14	VP
Telef Brasil	FALSE	14,28	VN
OSX Brasil	TRUE	6,53	FN
Ultrapar	FALSE	4,97	VN
Paranapanema	TRUE	-31,96	VP
Panatlantica	FALSE	4,00	VN
PDG Realty	TRUE	-27,23	VP
Direcional	FALSE	6,59	VN
Renova	TRUE	1,00	FN
Statkraft	FALSE	11,41	VN
Rossi Residencial	TRUE	-123,04	VP
Inc SA	FALSE	-0,36	FP
Teka-Tecelagem	TRUE	-30,11	VP
Cedro	FALSE	10,07	VN
Viver	TRUE	-17,34	VP
RNI	FALSE	8,29	VN

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 3B - Modelo de Sanvicente e Minardi para trimestre anterior ao pedido de recuperação judicial

Nome	Insolvencia	Sanvicente_Minardi	Matriz de Confusão
Americanas	TRUE	-4,89	VP
Grupo SBF	FALSE	-0,52	FP
ATMA	TRUE	-1,76	VP
BBM Logística	FALSE	-1,56	FP
Bardella	TRUE	-2,16	VP
Aço Altona	FALSE	-0,73	FP
Brasil Pharma	TRUE	-50,25	VP
Pague Menos	FALSE	-0,09	FP
Eternit	TRUE	-2,27	VP
Portobello	FALSE	-1,10	FP
Inepar	TRUE	-2,03	VP
Romi	FALSE	0,14	VN
Light	TRUE	-1,92	VP
Rede Energia	FALSE	-1,50	FP
Lupatech	TRUE	-0,82	VP
Petrório	FALSE	3,19	VN
Nexpe	TRUE	-2,63	VP
Lopes Brasil	FALSE	-0,31	FP
OI	TRUE	-1,54	VP
Telef Brasil	FALSE	-0,04	FP
OSX Brasil	TRUE	-3,63	VP
Ultrapar	FALSE	-0,17	FP
Paranapanema	TRUE	-4,28	VP
Panatlantica	FALSE	0,83	VN
PDG Realty	TRUE	-6,92	VP
Direcional	FALSE	0,01	VN
Renova	TRUE	-4,36	VP
Statkraft	FALSE	-0,34	FP
Rossi Residencial	TRUE	-3,15	VP
Inc SA	FALSE	-1,26	FP
Teka-Tecelagem	TRUE	-3,61	VP
Cedro	FALSE	-0,64	FP
Viver	TRUE	-1,22	VP
RNI	FALSE	0,32	VN

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 4B - Modelo de Ohlson para um ano antes do pedido de recuperação judicial

Nome	Size	TLTA	WCTA	CLCA	OENEG	NITA	FUTL	INTWO	CHIN	Insolvencia	O-SCORE	Probabilidade	Matriz de Confusão
Americanas	7,70	0,64	0,19	0,61	0,00	0,01	0,09	1,00	0,81	TRUE	-1,14	0,24	FN
Grupo SBF	6,91	0,69	0,20	0,60	0,00	0,07	0,16	0,00	0,40	FALSE	-0,90	0,29	VN
ATMA	6,33	0,93	-0,22	2,10	0,00	-0,02	-0,02	1,00	0,69	TRUE	2,17	0,90	VP
BBM Logística	6,04	0,86	0,07	0,86	0,00	0,00	0,03	0,00	-1,00	FALSE	1,84	0,86	FP
Bardella	6,06	0,82	-0,07	1,21	0,00	-0,07	-0,05	1,00	-0,31	TRUE	2,07	0,89	VP
Aço Altona	5,59	0,67	0,03	0,92	0,00	0,02	0,07	0,00	0,25	FALSE	0,13	0,53	FP
Brasil Pharma	6,32	0,79	-0,56	4,70	0,00	-0,43	-0,28	1,00	-0,34	TRUE	4,03	0,98	VP
Pague Menos	6,60	0,68	0,15	0,80	0,00	0,02	0,16	0,00	-0,19	FALSE	-0,26	0,44	VN
Eternit	6,09	0,45	0,22	0,47	0,00	-0,04	0,19	0,00	-0,65	TRUE	-1,25	0,22	FN
Portobello	6,25	0,81	0,10	0,76	0,00	0,00	0,11	0,00	1,00	FALSE	0,20	0,55	FP
Inepar	6,84	0,88	-0,16	1,50	0,00	-0,02	0,01	1,00	-0,46	TRUE	2,09	0,89	VP
Romi	6,45	0,58	0,21	0,61	0,00	-0,01	0,02	1,00	-0,19	FALSE	-0,33	0,42	VN
Light	7,48	0,69	0,07	0,75	0,00	0,00	0,07	0,00	-1,00	TRUE	0,14	0,53	VP
Rede Energia	7,43	0,77	0,09	0,68	0,00	0,02	0,06	0,00	-0,54	FALSE	0,31	0,58	FP
Lupatech	6,37	1,52	-1,11	5,14	1,00	-0,07	0,01	1,00	0,61	TRUE	5,65	1,00	VP
Petrorio	6,54	0,24	0,19	0,37	0,00	0,00	0,08	1,00	1,00	FALSE	-3,14	0,04	VN
Nexpe	5,25	0,94	-0,37	2,89	0,00	-0,46	-0,09	1,00	-0,29	TRUE	4,62	0,99	VP
Lopes Brasil	5,69	0,56	0,16	0,56	0,00	0,10	0,35	0,00	-0,05	FALSE	-1,31	0,21	VN
OI	8,24	0,82	0,07	0,86	0,00	0,00	0,03	1,00	0,84	TRUE	0,03	0,51	VP
Telef Brasil	8,08	0,41	-0,03	1,12	0,00	0,01	0,12	0,00	-0,80	FALSE	-1,85	0,14	VN
OSX Brasil	7,21	0,66	-0,06	1,30	0,00	0,00	0,01	1,00	0,43	TRUE	-0,08	0,48	FN
Ultrapar	7,44	0,58	0,20	0,56	0,00	0,05	0,21	0,00	0,25	FALSE	-1,73	0,15	VN
Paranapanema	6,59	1,23	-0,77	2,98	1,00	-0,18	-0,02	1,00	-0,51	TRUE	4,07	0,98	VP
Panatlantica	6,36	0,56	0,56	0,36	0,00	0,14	0,28	0,00	0,22	FALSE	-2,26	0,09	VN
PDG Realty	7,23	0,78	-0,16	1,35	0,00	-0,25	-0,05	1,00	-0,54	TRUE	2,03	0,88	VP
Direcional	6,78	0,54	0,45	0,27	0,00	0,03	0,15	0,00	0,13	FALSE	-1,85	0,14	VN
Renova	6,60	0,90	-0,06	1,09	0,00	-0,17	-0,11	1,00	-0,33	TRUE	2,64	0,93	VP
Statkraft	6,31	0,47	0,08	0,69	0,00	0,03	0,19	0,00	0,27	FALSE	-1,69	0,16	VN
Rossi Residencial	6,68	1,14	-0,56	20,85	1,00	-0,01	-0,02	1,00	-1,00	TRUE	4,33	0,99	VP
Inc SA	5,96	0,91	0,14	0,73	0,00	0,03	0,07	0,00	0,55	FALSE	1,15	0,76	FP
Teka-Tecelagem	6,03	2,61	-1,48	7,56	1,00	-0,30	-0,04	1,00	-0,23	TRUE	14,12	1,00	VP
Cedro	6,02	0,42	-0,05	1,18	0,00	0,03	0,04	0,00	0,26	FALSE	-1,34	0,21	VN
Viver	6,37	1,02	0,01	0,98	1,00	-0,08	-0,03	1,00	-0,43	TRUE	1,31	0,79	VP
RNI	6,47	0,51	0,37	0,44	0,00	0,00	0,06	0,00	0,79	FALSE	-1,87	0,13	VN

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 5B - Modelo de Matias para um ano antes do pedido de recuperação judicial

Nome	Insolvencia	Matias_Score	Matriz de Confusão
Americanas	TRUE	3,60	FN
Grupo SBF	FALSE	3,06	VN
ATMA	TRUE	0,47	VP
BBM Logística	FALSE	-1,72	FP
Bardella	TRUE	-1,09	VP
Aço Altona	FALSE	4,52	VN
Brasil Pharma	TRUE	0,38	VP
Pague Menos	FALSE	1,58	VN
Eternit	TRUE	9,89	FN
Portobello	FALSE	-0,31	FP
Inepar	TRUE	-0,70	VP
Romi	FALSE	5,27	VN
Light	TRUE	2,62	FN
Rede Energia	FALSE	0,60	VN
Lupatech	TRUE	-16,54	VP
Petrório	FALSE	15,98	VN
Nexpe	TRUE	2,02	FN
Lopes Brasil	FALSE	9,76	VN
OI	TRUE	0,26	VP
Telef Brasil	FALSE	12,09	VN
OSX Brasil	TRUE	3,98	FN
Ultrapar	FALSE	5,44	VN
Paranapanema	TRUE	-21,38	VP
Panatlantica	FALSE	3,94	VN
PDG Realty	TRUE	-33,94	VP
Direcional	FALSE	6,90	VN
Renova	TRUE	-2,11	VP
Statkraft	FALSE	9,98	VN
Rossi Residencial	TRUE	-2,16	VP
Inc SA	FALSE	-1,43	FP
Teka-Tecelagem	TRUE	-39,94	VP
Cedro	FALSE	10,02	VN
Viver	TRUE	-8,37	VP
RNI	FALSE	8,76	VN

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 6B - Modelo de Sanvicente e Minardi para um ano antes do pedido de recuperação judicial

Nome	Insolvencia	Sanvicente_Minardi	Matriz de Confusão
Americanas	TRUE	-0,41	VP
Grupo SBF	FALSE	-0,36	FP
ATMA	TRUE	-1,82	VP
BBM Logística	FALSE	-1,26	FP
Bardella	TRUE	-1,92	VP
Aço Altona	FALSE	-0,71	FP
Brasil Pharma	TRUE	-2,67	VP
Pague Menos	FALSE	-0,12	FP
Eternit	TRUE	-0,31	VP
Portobello	FALSE	-1,39	FP
Inepar	TRUE	-1,82	VP
Romi	FALSE	-0,17	FP
Light	TRUE	-1,26	VP
Rede Energia	FALSE	-1,28	FP
Lupatech	TRUE	-3,16	VP
Petrorio	FALSE	1,75	VN
Nexpe	TRUE	-0,22	VP
Lopes Brasil	FALSE	0,18	VN
OI	TRUE	-1,02	VP
Telef Brasil	FALSE	-0,36	FP
OSX Brasil	TRUE	-1,33	VP
Ultrapar	FALSE	-0,22	FP
Paranapanema	TRUE	-2,82	VP
Panatlantica	FALSE	1,73	VN
PDG Realty	TRUE	-2,01	VP
Direcional	FALSE	0,37	VN
Renova	TRUE	-0,86	VP
Statkraft	FALSE	-0,36	FP
Rossi Residencial	TRUE	-2,73	VP
Inc SA	FALSE	-1,05	FP
Teka-Tecelagem	TRUE	-7,59	VP
Cedro	FALSE	-0,33	FP
Viver	TRUE	-0,51	VP
RNI	FALSE	0,38	VN

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 7B - Modelo de Ohlson para dois anos antes do pedido de recuperação judicial

Nome	Size	TLTA	WCTA	CLCA	OENEG	NITA	FUTL	INTWO	CHIN	Insolvencia	O-SCORE	Probabilidade	Matriz de Confusão
Americanas	7,45	0,58	0,46	0,34	0,00	-0,01	0,05	1,00	0,05	TRUE	-1,00	0,27	FN
Grupo SBF	6,89	0,69	0,23	0,56	0,00	-0,02	0,01	0,00	0,08	FALSE	1,02	0,73	FP
ATMA	6,34	1,00	-0,20	1,95	0,00	-0,05	-0,03	1,00	0,64	TRUE	2,76	0,94	VP
BBM Logística	5,92	0,82	0,00	1,01	0,00	0,00	0,05	0,00	-1,00	FALSE	1,85	0,86	FP
Bardella	6,09	0,69	-0,06	1,19	0,00	-0,06	-0,08	1,00	-0,29	TRUE	1,14	0,76	VP
Aço Altona	5,55	0,71	0,12	0,65	0,00	0,01	0,05	1,00	1,00	FALSE	1,44	0,81	FP
Brasil Pharma	6,55	0,77	-0,38	2,08	0,00	-0,28	-0,16	1,00	-0,46	TRUE	2,27	0,91	VP
Pague Menos	6,67	0,71	0,33	0,59	0,00	0,01	0,11	0,00	-0,48	FALSE	0,55	0,63	FP
Eternit	6,16	0,46	0,22	0,50	0,00	0,03	0,42	0,00	-0,19	TRUE	-0,76	0,32	FN
Portobello	6,32	0,83	0,15	0,69	0,00	0,04	0,16	0,00	0,12	FALSE	1,64	0,84	FP
Inepar	6,92	0,86	-0,08	1,23	0,00	0,00	0,00	0,00	-0,15	TRUE	2,07	0,89	VP
Romi	6,56	0,65	0,23	0,58	0,00	-0,01	0,00	0,00	-0,75	FALSE	0,68	0,66	FP
Light	7,53	0,70	0,06	0,81	0,00	0,00	0,01	0,00	-1,00	TRUE	0,47	0,62	VP
Rede Energia	7,40	0,74	0,12	0,65	0,00	0,02	0,04	0,00	-0,44	FALSE	0,80	0,69	FP
Lupatech	6,46	1,17	-0,36	2,29	1,00	-0,04	-0,01	1,00	0,81	TRUE	1,71	0,85	VP
Petrorio	6,90	0,15	0,17	0,23	0,00	-0,02	-0,12	1,00	0,48	FALSE	-1,64	0,16	VN
Nexpe	5,41	1,20	-0,11	1,41	1,00	-0,87	-0,22	1,00	-0,31	TRUE	4,50	0,99	VP
Lopes Brasil	5,69	0,56	0,29	0,35	0,00	-0,01	0,34	1,00	0,46	FALSE	-0,33	0,42	VN
OI	8,09	0,83	0,02	0,90	0,00	0,00	0,04	0,00	-0,74	TRUE	0,87	0,71	VP
Telef Brasil	8,08	0,37	0,03	0,88	0,00	0,01	0,12	0,00	-0,70	FALSE	-1,46	0,19	VN
OSX Brasil	6,89	0,30	0,33	0,34	0,00	0,00	0,08	1,00	1,00	TRUE	-1,48	0,19	FN
Ultrapar	7,44	0,59	0,26	0,45	0,00	0,05	0,22	0,00	0,21	FALSE	-0,33	0,42	VN
Paranapanema	6,72	1,09	-0,54	2,16	1,00	-0,24	0,03	1,00	-0,08	TRUE	1,62	0,84	VP
Panatlantica	6,19	0,55	0,48	0,40	0,00	0,10	0,27	0,00	0,11	FALSE	-0,53	0,37	VN
PDG Realty	7,43	0,68	0,17	0,65	0,00	-0,03	0,04	1,00	-0,26	TRUE	-0,15	0,46	FN
Direcional	6,83	0,56	0,47	0,32	0,00	0,05	0,14	0,00	0,16	FALSE	-0,32	0,42	VN
Renova	6,73	0,54	-0,34	6,88	0,00	-0,05	-0,02	1,00	-1,00	TRUE	-1,54	0,18	FN
Statkraft	6,32	0,49	0,04	0,78	0,00	-0,01	0,02	1,00	0,13	FALSE	-0,16	0,46	VN
Rossi Residencial	6,76	1,16	-0,57	18,60	1,00	-0,04	-0,01	1,00	-0,27	TRUE	-3,44	0,03	FN
Inc SA	6,00	0,90	0,15	0,63	0,00	-0,01	-0,01	0,00	0,17	FALSE	2,68	0,94	FP
Teka-Tecelagem	6,10	2,07	-1,04	4,96	1,00	-0,13	0,00	1,00	-0,27	TRUE	6,31	1,00	VP
Cedro	6,01	0,38	-0,03	1,12	0,00	0,04	0,12	0,00	0,21	FALSE	-0,05	0,49	VN
Viver	6,46	0,90	0,15	0,80	0,00	-0,08	-0,03	1,00	-0,60	TRUE	1,53	0,82	VP
RNI	6,52	0,50	0,45	0,41	0,00	0,02	0,09	0,00	0,42	FALSE	-0,10	0,47	VN

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 8B - Modelo de Matias para dois anos antes do pedido de recuperação judicial

Nome	Insolvencia	Matias_Score	Matriz de Confusão
Americanas	TRUE	6,06	FN
Grupo SBF	FALSE	3,57	VN
ATMA	TRUE	-5,97	VP
BBM Logística	FALSE	0,40	FP
Bardella	TRUE	-2,96	VP
Aço Altona	FALSE	4,15	VN
Brasil Pharma	TRUE	0,21	VP
Pague Menos	FALSE	0,91	VN
Eternit	TRUE	9,32	FN
Portobello	FALSE	-1,65	FP
Inepar	TRUE	-0,57	VP
Romi	FALSE	3,54	VN
Light	TRUE	2,25	FN
Rede Energia	FALSE	0,96	VN
Lupatech	TRUE	-7,88	VP
Petrorio	FALSE	48,92	VN
Nexpe	TRUE	-3,61	VP
Lopes Brasil	FALSE	8,71	VN
OI	TRUE	-1,16	VP
Telef Brasil	FALSE	12,65	VN
OSX Brasil	TRUE	16,41	FN
Ultrapar	FALSE	5,25	VN
Paranapanema	TRUE	-0,23	VP
Panatlantica	FALSE	4,34	VN
PDG Realty	TRUE	4,62	FN
Direcional	FALSE	7,02	VN
Renova	TRUE	8,98	FN
Statkraft	FALSE	9,95	VN
Rossi Residencial	TRUE	19,91	FN
Inc SA	FALSE	-0,17	FP
Teka-Tecelagem	TRUE	-29,34	VP
Cedro	FALSE	11,67	VN
Viver	TRUE	-5,30	VP
RNI	FALSE	9,33	VN

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 9B - Modelo de Sanvicente e Minardi para dois anos antes do pedido de recuperação judicial

Nome	Insolvencia	Sanvicente_Minardi	Matriz de Confusão
Americanas	TRUE	0,44	FN
Grupo SBF	FALSE	-0,58	FP
ATMA	TRUE	-2,20	VP
BBM Logística	FALSE	-1,34	FP
Bardella	TRUE	-1,45	VP
Aço Altona	FALSE	-1,18	FP
Brasil Pharma	TRUE	-2,09	VP
Pague Menos	FALSE	-0,01	FP
Eternit	TRUE	-0,02	VP
Portobello	FALSE	-1,10	FP
Inepar	TRUE	-1,62	VP
Romi	FALSE	-0,49	FP
Light	TRUE	-1,18	VP
Rede Energia	FALSE	-1,02	FP
Lupatech	TRUE	-2,29	VP
Petrorio	FALSE	0,86	VN
Nexpe	TRUE	-4,00	VP
Lopes Brasil	FALSE	-0,16	FP
OI	TRUE	-1,78	VP
Telef Brasil	FALSE	-0,19	FP
OSX Brasil	TRUE	0,97	FN
Ultrapar	FALSE	-0,18	FP
Paranapanema	TRUE	-2,90	VP
Panatlantica	FALSE	1,33	VN
PDG Realty	TRUE	-0,71	VP
Direcional	FALSE	0,61	VN
Renova	TRUE	-1,58	VP
Statkraft	FALSE	-0,75	FP
Rossi Residencial	TRUE	-2,99	VP
Inc SA	FALSE	-1,48	FP
Teka-Tecelagem	TRUE	-5,43	VP
Cedro	FALSE	-0,24	FP
Viver	TRUE	-0,35	VP
RNI	FALSE	0,83	VN

Fonte: Elaborado pelo autor

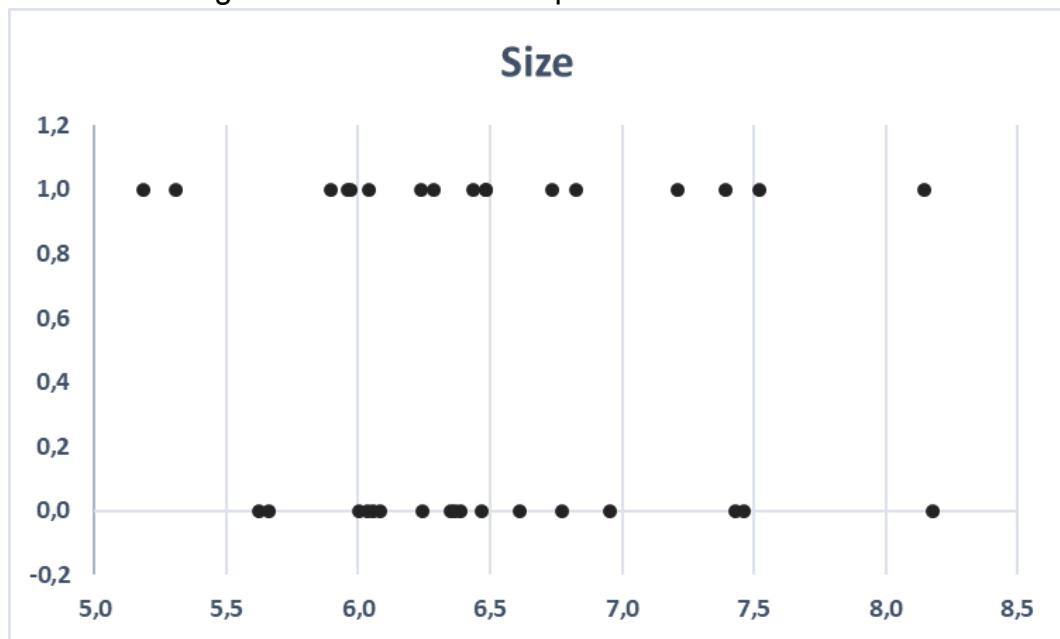
APÊNDICE C – Tabelas e gráficos de aplicação para o modelo de Ohlson adaptado

Tabela 1C - Valores e características das variáveis independentes separados em empresas solventes e insolventes

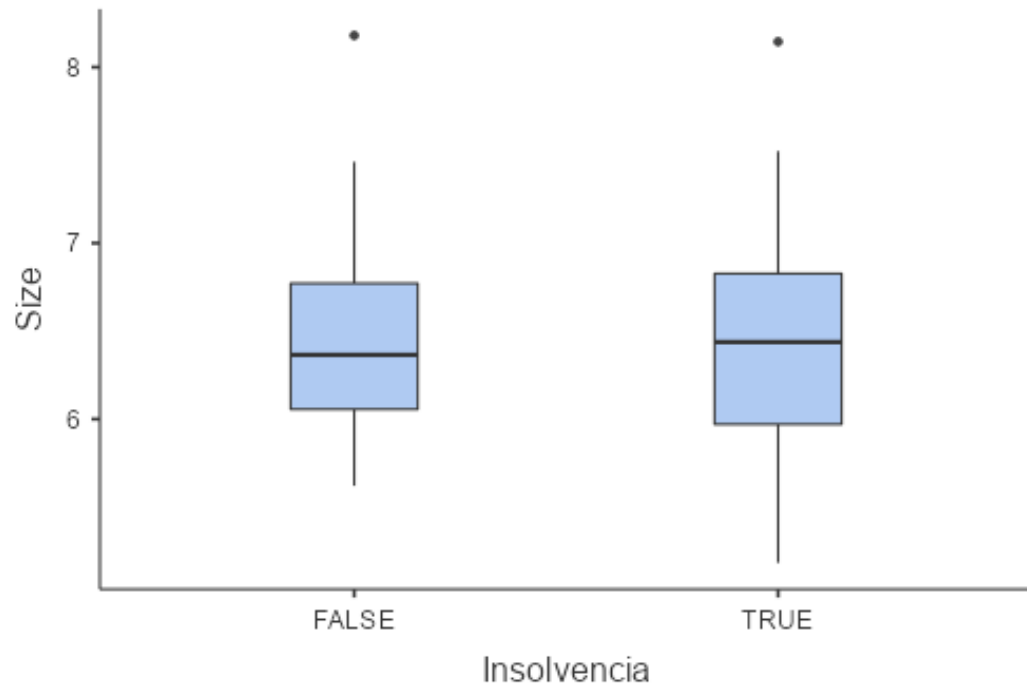
	Insolvência	Size	TLTA	WCTA	CLCA	OENEG	NITA	FUTL	INTWO	CHIN
Média	Insolvente	6,510	0,596	0,176	0,689	0,000	0,017	0,101	0,118	-0,073
	Solvente	6,480	1,800	-0,936	8,700	0,588	-0,921	-0,042	1,000	-0,139
Mediana	Insolvente	6,360	0,559	0,087	0,679	0,000	0,024	0,110	0,000	0,081
	Solvente	6,440	1,300	-0,340	2,150	1,000	-0,220	-0,012	1,000	-0,284
Desvio-padrão	Insolvente	0,677	0,166	0,196	0,292	0,000	0,027	0,084	0,332	0,580
	Solvente	0,776	2,180	2,150	21,400	0,507	2,670	0,138	0,000	0,540
Mínimo	Insolvente	5,620	0,316	-0,113	0,247	0,000	-0,047	-0,028	0,000	-1,000
	Solvente	5,180	0,697	-9,100	0,500	0,000	-11,200	-0,319	1,000	-0,932
Máximo	Insolvente	8,180	0,887	0,541	1,270	0,000	0,054	0,266	1,000	0,902
	Solvente	8,140	10,100	0,264	88,700	1,000	0,142	0,162	1,000	1,000

Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 1C - Gráfico de dispersão da variável Size

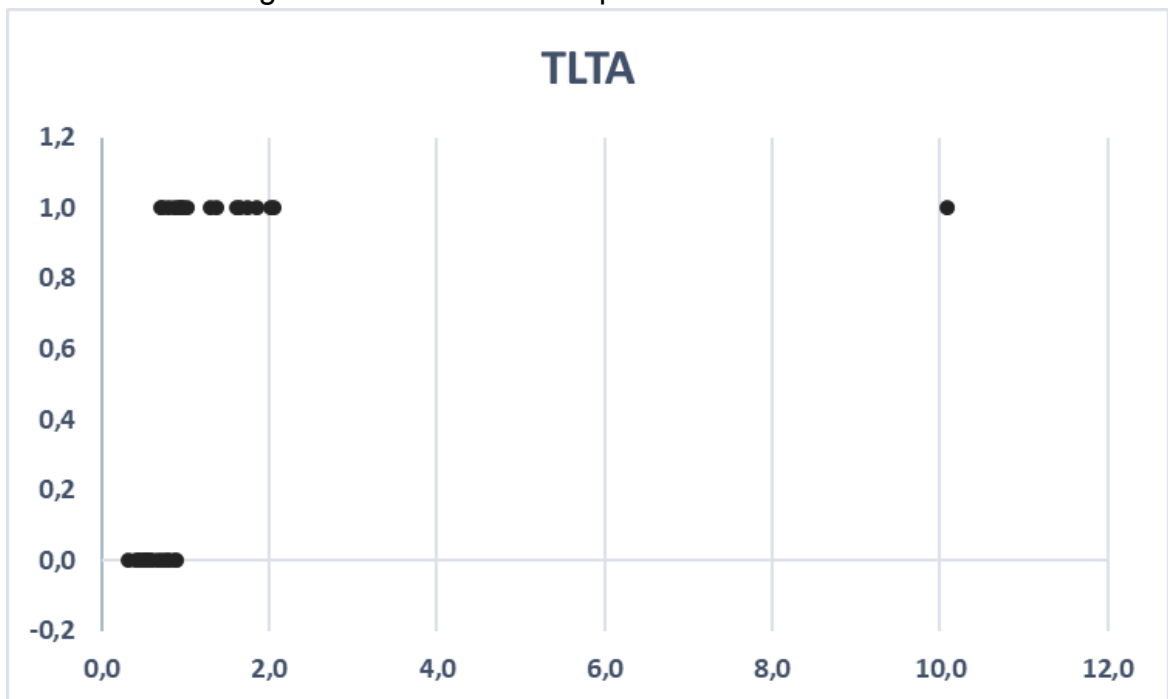


Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 2C - Gráfico de *box plot* da variável Size

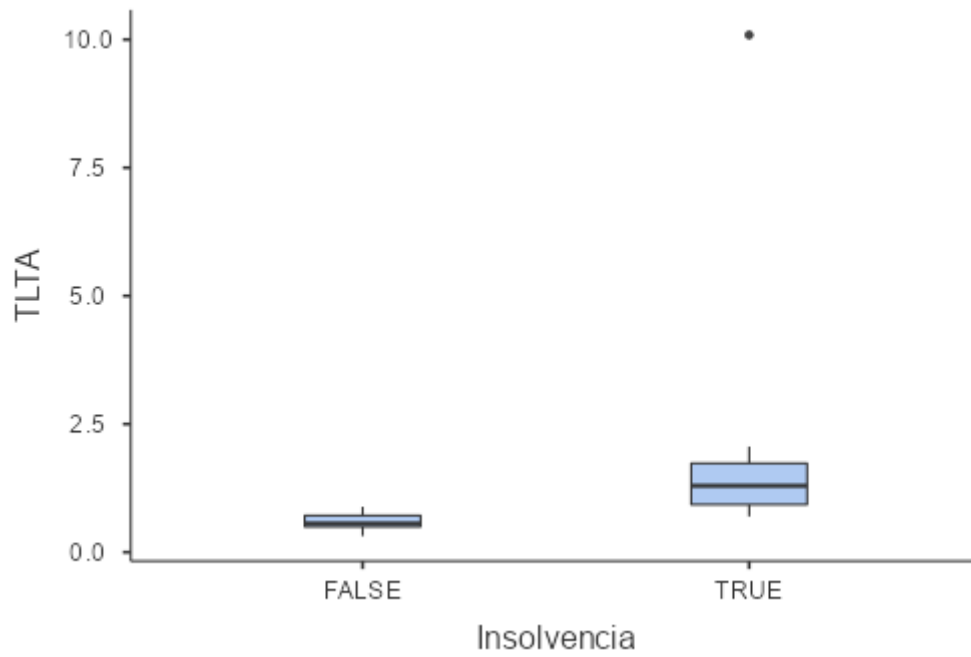
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 3C - Gráfico de dispersão da variável TLTA



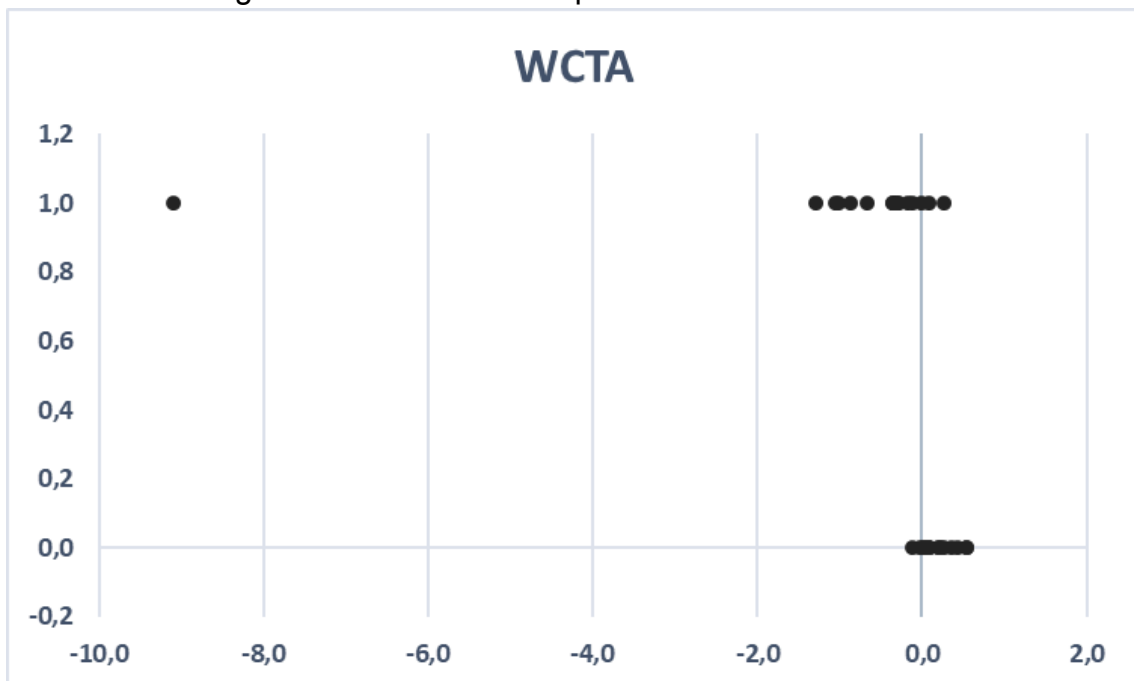
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 4C - Gráfico de *box plot* da variável TLTA



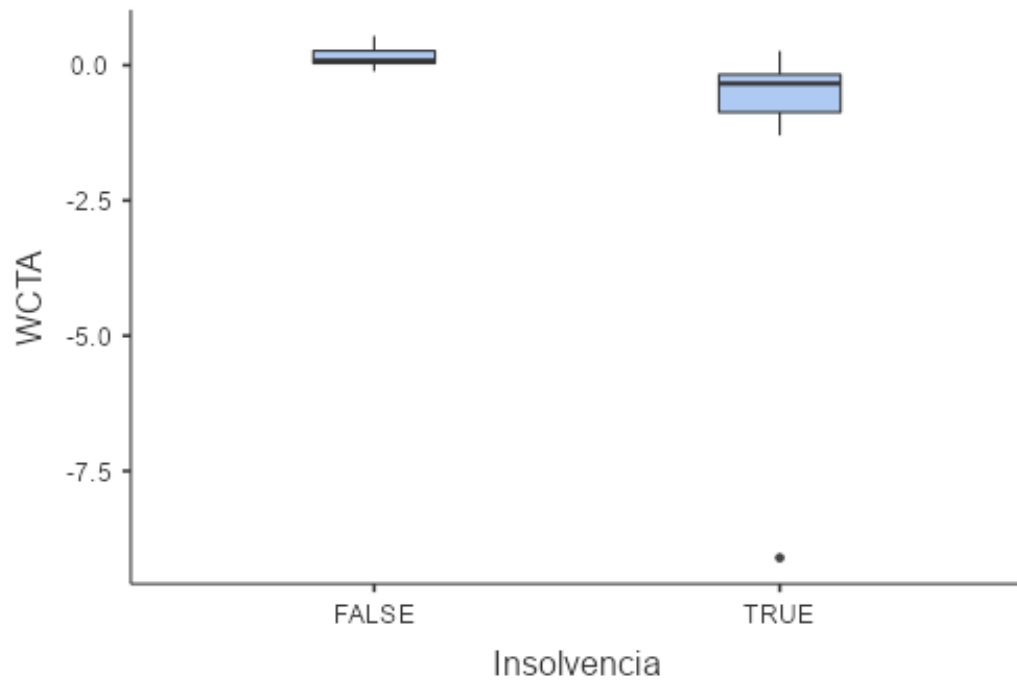
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 5C - Gráfico de dispersão da variável WCTA



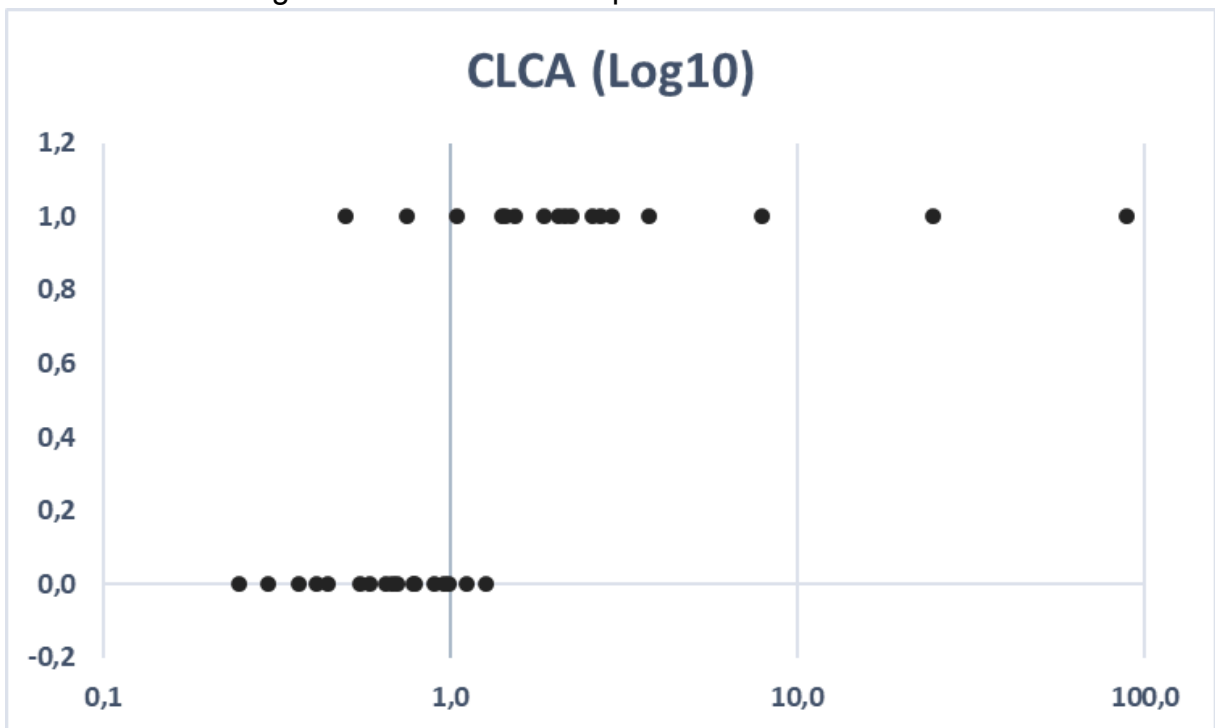
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 6C - Gráfico de *box plot* da variável WCTA

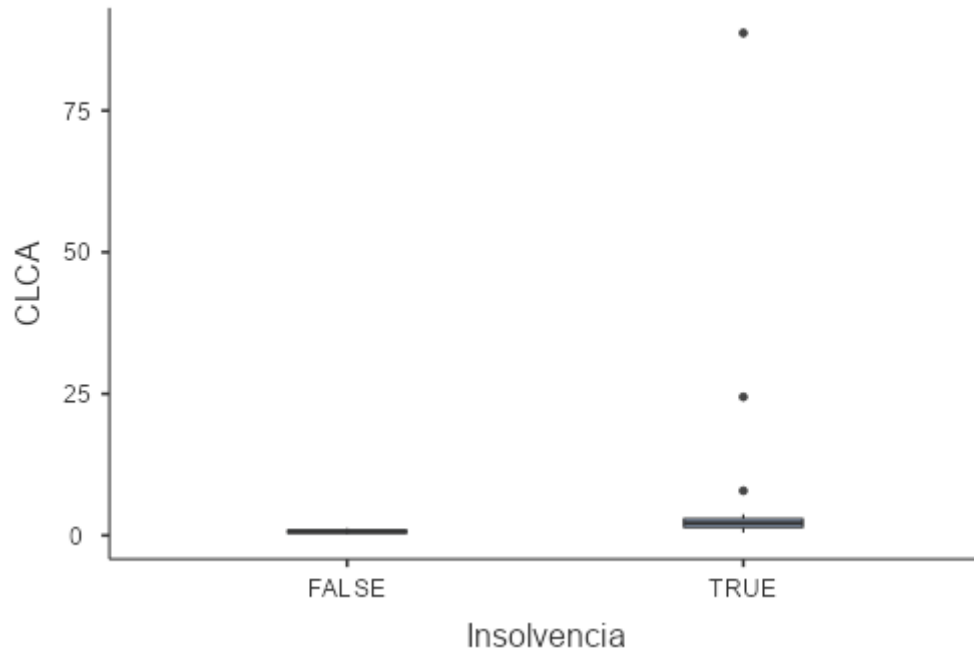


Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 7C - Gráfico de dispersão da variável CLCA

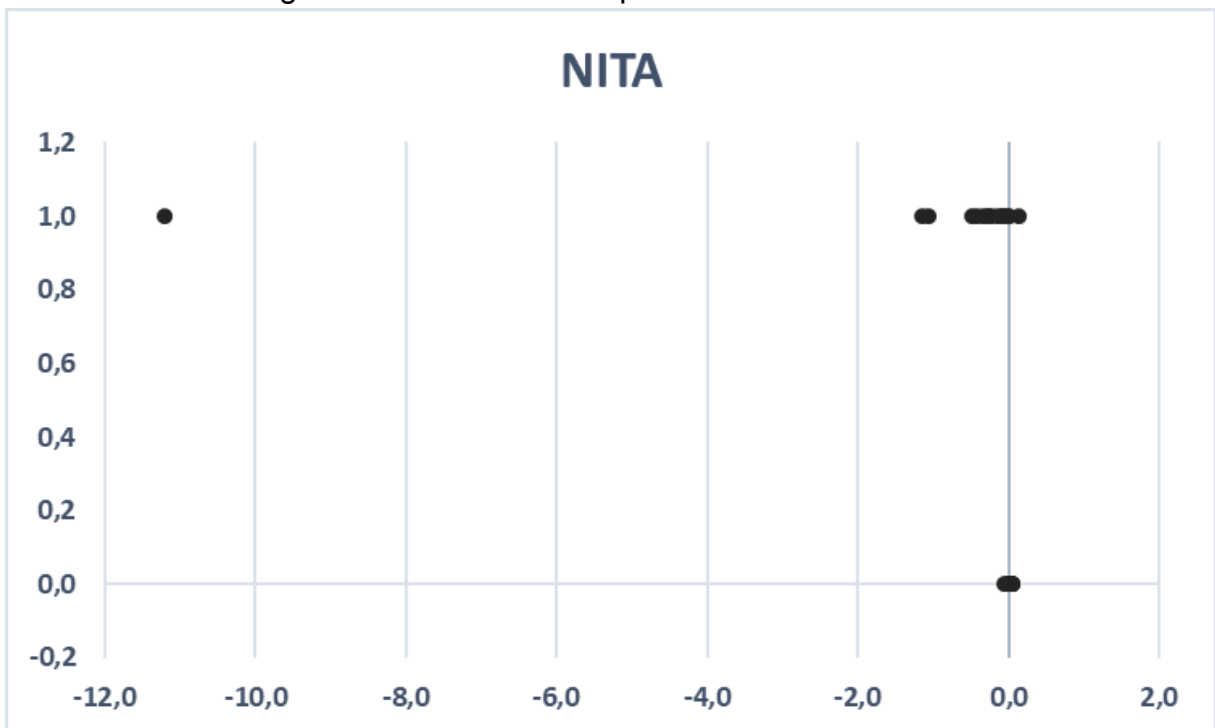


Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 8C - Gráfico de *box plot* da variável CLCA

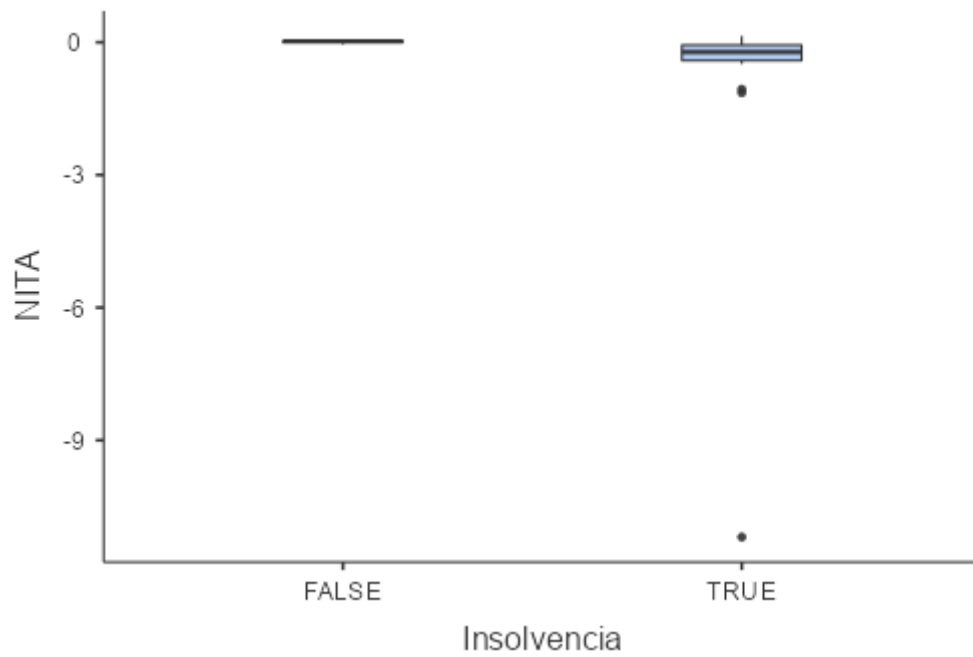
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 9C - Gráfico de dispersão da variável NITA



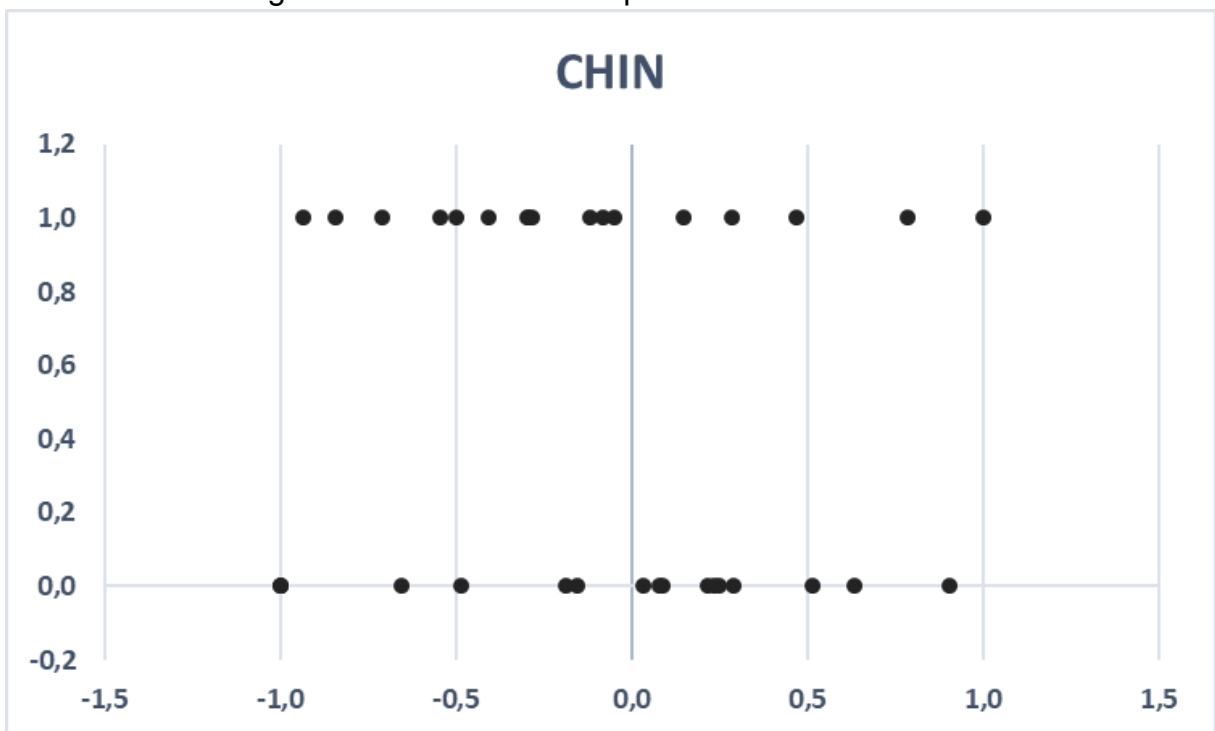
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 10C - Gráfico de *box plot* da variável NITA

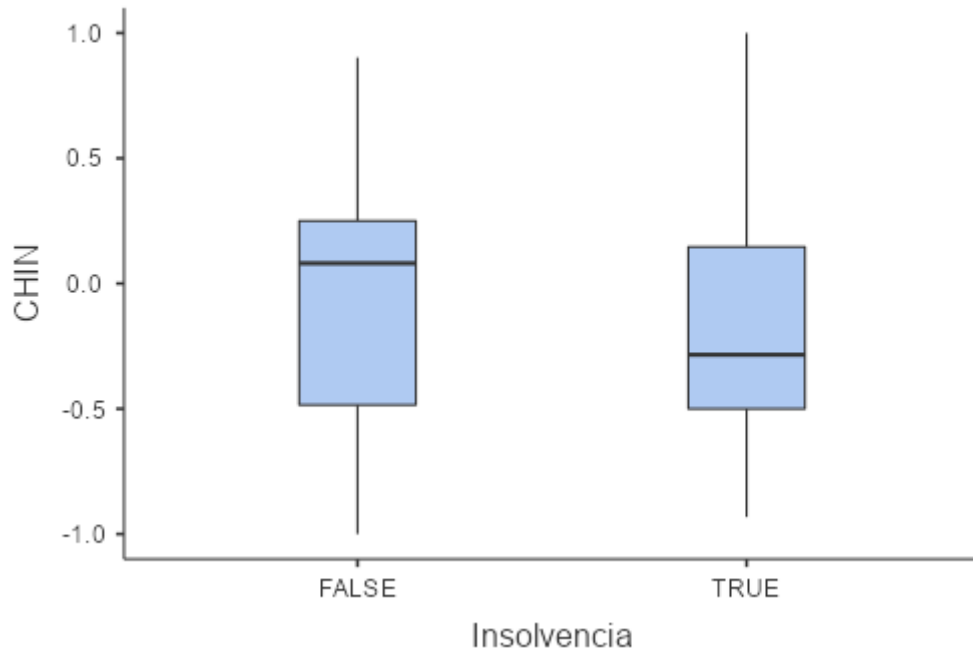


Fonte: Elaborado pelo autor

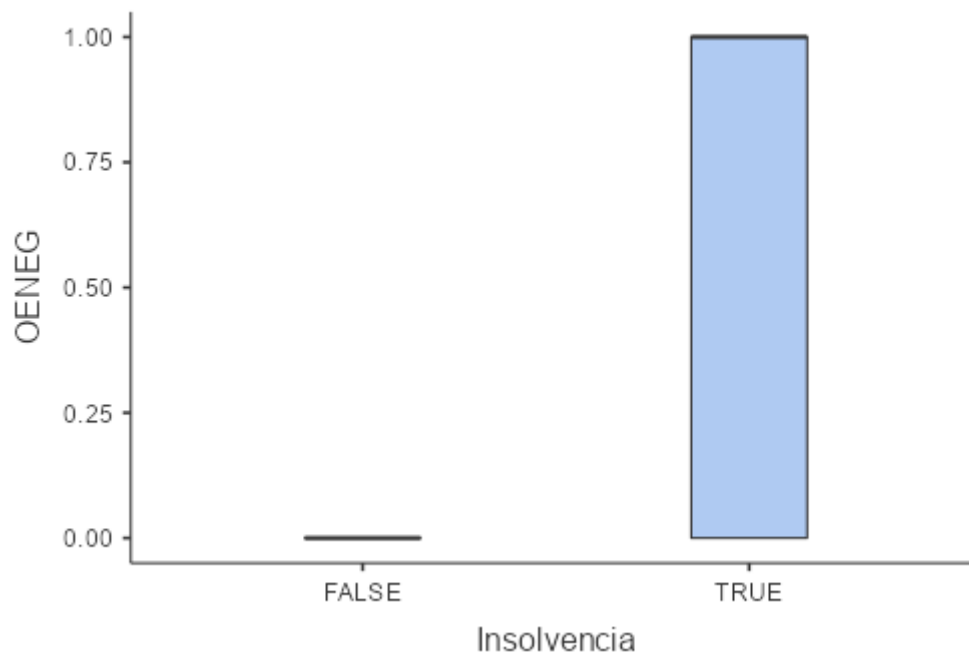
Figura 11C - Gráfico de dispersão da variável CHIN



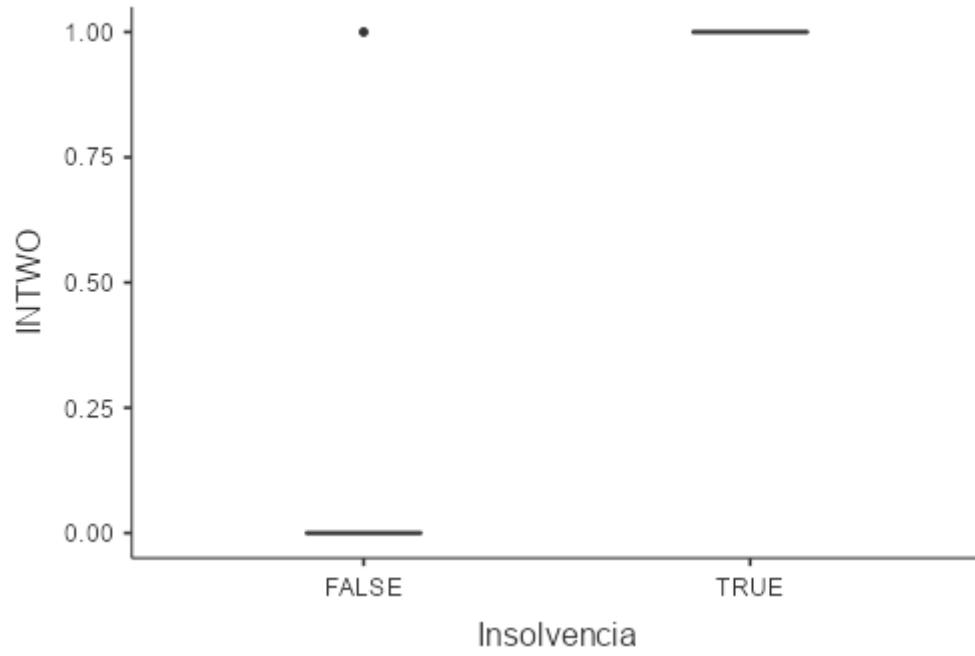
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 12C - Gráfico de *box plot* da variável CHIN

Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 13C - Gráfico de *box plot* da variável *dummy* OENEG

Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 14C - Gráfico de *box plot* da variável *dummy* INTWO

Fonte: Elaborado pelo autor

APÊNDICE D – Tabelas de scores e resultados

Tabela 1D - Matriz de confusão para trimestre anterior ao pedido de recuperação judicial

Modelo	VP	VN	FP	FN
Matias	35%	41%	9%	15%
Sanvicente e Minardi	50%	15%	35%	0%
Ohlson	50%	38%	12%	0%
Aleatoriedade (ref)	25%	25%	25%	25%

Fonte: Elaborado pelo autor.

Tabela 2D - Matriz de confusão para um ano antes do pedido de recuperação judicial

Modelo	VP	VN	FP	FN
Matias	35%	41%	9%	15%
Sanvicente e Minardi	50%	15%	35%	0%
Ohlson	50%	38%	12%	0%
Aleatoriedade (ref)	25%	25%	25%	25%

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 3D - Matriz de confusão para dois anos antes do pedido de recuperação judicial

Modelo	VP	VN	FP	FN
Matias	35%	41%	9%	15%
Sanvicente e Minardi	50%	15%	35%	0%
Ohlson	50%	38%	12%	0%
Aleatoriedade (ref)	25%	25%	25%	25%

Fonte: Elaborado pelo autor