

DETERMINANTES DA INSOLVÊNCIA DE EMPRESAS DO ÍNDICE AGRONEGÓCIO B3 NO BRASIL

DETERMINANTS OF INSOLVENCY IN COMPANIES OF THE B3 AGRIBUSINESS INDEX IN BRAZIL

Vitória Biana da Silva - Doutoranda em Economia Rural pelo Programa de Pós-Graduação em Economia Rural da Universidade Federal do Ceará (PPGER/UFC). Fortaleza-CE. vitoriabiana.inova@gmail.com

Kilmer Coelho Campos - Doutor em Economia Aplicada pela Universidade Federal de Viçosa (UFV). Professor Associado IV do Departamento de Economia Agrícola da Universidade Federal do Ceará DEA/UFC e do Programa de Pós-graduação em Economia Rural - PPGER/UFC. Fortaleza-CE. kilmer@ufc.br

Robério Telmo Campos - Professor Titular do Departamento de Economia Agrícola da Universidade Federal do Ceará e Doutor em Economia pela Universidade Federal de Pernambuco. Fortaleza-CE. roberio@ufc.br

Filomena Nádia Rodrigues Bezerra – Professora Adjunta do Departamento de Economia Agrícola da Universidade Federal do Ceará e Doutora em Economia Rural pela Universidade Federal de Ceará. Fortaleza-CE. nadiarodrigues-3@hotmail.com

Grupo de Trabalho (GT): GT02. Governança e gestão do agronegócio

Resumo: O agronegócio é um dos setores mais estratégicos e dinâmicos da economia brasileira, representando parcela significativa do Produto Interno Bruto (PIB) e das exportações do País. Dada a sua importância, a análise da situação financeira das empresas desse segmento torna-se de relevo, não apenas, para a gestão empresarial, mas, também, para a antecipação de cenários críticos, como a prevenção de falências e a mitigação de suas repercussões sociais e financeiras. Nessas circunstâncias, este estudo tem como objetivo geral analisar a previsão de insolvência e seus determinantes em empresas do Índice Agronegócio B3 no Brasil. Com este intento, foi utilizada uma amostra composta por 30 empresas de capital aberto do setor de agronegócio. Os dados financeiros foram extraídos a partir do Balanço Patrimonial e da Demonstração do Resultado do Exercício, abrangendo o período de 2019 a 2022. Esses dados foram submetidos a três modelos de previsão de insolvência amplamente reconhecidos na literatura: Elizabetsky (1976), Kanitz (1978) e Matias (1978). Demais disso, foram empregadas análises descritivas para compreender o perfil financeiro das empresas, bem como se efetivou o cálculo do fator de insolvência em condições determinísticas. A análise discriminante identificou os principais indicadores que diferenciam empresas solventes e insolventes, destacando-se a margem líquida, o nível de endividamento geral, a razão entre financiamentos e empréstimos bancários em relação ao ativo circulante e, por fim, o capital próprio. A função discriminante do modelo de Elizabetsky demonstrou maior eficácia na classificação dos casos originais, exprimindo uma capacidade superior de distinção entre empresas solventes e insolventes em comparação aos modelos de Kanitz e Matias.

Palavras-chave: Agronegócio. Insolvência. Análise Discriminante.

Abstract: The agribusiness sector is one of the most strategic and dynamic segments of the Brazilian economy, accounting for a significant share of the country's Gross Domestic Product (GDP) and exports. Given its importance, assessing the financial health of companies in this sector is crucial not only for corporate management but also for anticipating critical scenarios, such as bankruptcy prevention and mitigating its social and financial repercussions. In this context, this study aims to analyze insolvency prediction and its determining factors among companies listed on the B3 Agribusiness Index in Brazil. The study employs a sample of 30 publicly traded agribusiness companies, with financial data extracted from balance sheets and income statements covering the period from 2019 to 2022. Three well-established insolvency prediction models—Elizabetsky (1976), Kanitz (1978), and Matias (1978)—were applied to the dataset. Additionally, descriptive analyses were conducted to assess the financial profile of the companies, and deterministic insolvency factors were calculated. Discriminant analysis identified key indicators distinguishing solvent from insolvent firms, including net margin, general indebtedness level, the ratio of bank loans and financing to current assets, and equity. Among the models tested, Elizabetsky's discriminant function demonstrated superior accuracy in classifying original cases, exhibiting a higher capability to differentiate between solvent and insolvent companies compared to the Kanitz and Matias

models. The findings contribute to a better understanding of financial distress in agribusiness firms, providing valuable insights for risk management, investment decisions, and policy formulation aimed at enhancing sectoral stability.

Keywords: Rural administration. Risk analysis. Aquaculture.

1. Introdução

O agronegócio brasileiro desempenha um papel crucial no desenvolvimento econômico do País. Segundo dados do Cepea/USP de 2023, o Produto Interno Bruto (PIB) do setor registrou sucessivos recordes nos anos de 2020, 2021 e 2022, o que destaca esse triênio como um dos mais prósperos na sua história. Em 2021, a contribuição do agronegócio para o PIB nacional alcançou 26,6%, evidenciando, portanto, sua significativa importância para a economia brasileira.

Essa notável contribuição se dá devido à complexa e interligada cadeia produtiva, que transcende a atividade agropecuária e abrange diversos segmentos. Esses segmentos contribuem significativamente para o dinamismo da economia, além de gerarem empregos e fortalecerem as reservas internacionais do país, o que resulta em superávits na balança comercial (Embrapa, 2018). Vale ressaltar, por exemplo, que em 2022 as exportações brasileiras do agronegócio atingiram US\$ 159,09 bilhões. Dessa forma, o setor tornou-se responsável por 47,6% da pauta exportadora total do Brasil (MAPA, 2023).

O agronegócio global, em particular o brasileiro, enfrenta, contudo, o desafio de integrar as demandas tradicionais de produtividade, redução de custos e aumento da produção com as novas exigências socioambientais impostas por regulamentos e grupos sociais, mantendo a competitividade e a viabilidade diante da crescente demanda mundial por alimentos (Buainain, 2013).

A pandemia de COVID-19 impactou significativamente a economia mundial. No Brasil, a situação não foi diferente; nos últimos anos, a economia brasileira buscou mitigar os reflexos e consequências deixados pela pandemia. Além disso, as oscilações naturais do mercado geram incertezas e dificultam a previsão de retornos futuros. Em países em desenvolvimento, como o Brasil, o nível de volatilidade e risco é ainda maior devido tanto à instabilidade econômica quanto ao cenário político frágil (Gomes; Bittencourt, 2018).

Entre 2019 e 2022, a economia brasileira enfrentou volatilidade significativa: o PIB variou de uma queda de 4,1% em 2020 para crescimentos de 4,6% em 2021 e 2,9% em 2022. A taxa Selic, reduzida a 2% ao ano em 2020, subiu para 13,75% em 2022, enquanto a inflação (IPCA) atingiu 10,06% em 2021, recuando para 5,79% em 2022, acima da meta. Essas oscilações refletem os impactos da pandemia e dos ajustes monetários (BACEN, 2023; IBGE, 2023).

Essa instabilidade macroeconômica reverberou em diversos setores, incluindo o agronegócio, que, embora seja um dos pilares mais estáveis da economia brasileira, não ficou imune aos riscos corporativos, como o aumento da inadimplência. Segundo a Serasa Experian (2022), a inadimplência no agronegócio brasileiro apresentou um crescimento acumulado de 19,5% entre 2019 e 2022, evidenciando os desafios enfrentados pelo setor em um cenário de incertezas.

Sendo assim, empresas competitivas se destacam, principalmente, por sua habilidade de cumprir com suas obrigações de forma consistente. Nesse contexto, a análise da capacidade de solvência emerge como uma ferramenta crucial para assegurar a continuidade de uma empresa no mercado. Por meio dessa avaliação, torna-se possível prevenir situações imprevistas, contribuindo, assim, para a sustentabilidade e sobrevivência no cenário empresarial (Pereira *et al.*, 2013).

A insolvência ocorre quando uma organização não dispõe dos recursos financeiros necessários para cumprir suas obrigações no momento do vencimento de uma dívida (Matarazzo, 2010). Esse cenário, portanto, serve como um estágio preliminar à falência, que acontece quando a empresa se torna economicamente inviável.

A extensa literatura sobre previsão de insolvência de empresas no Brasil engloba, além disso, uma diversidade de modelos que fazem uso de diferentes técnicas, tais como análise discriminante, redes neurais e regressão logística. Notavelmente, os modelos concebidos por Kanitz (1978), Elizabetsky (1976) e Matias (1978) se destacam, uma vez que são fundamentados em dados extraídos das principais demonstrações contábeis elaboradas pelas companhias: o Balanço Patrimonial (BP) e a Demonstração do Resultado do Exercício (DRE).

Voda *et al.* (2021) destaca, por sua vez, a importância de um diagnóstico financeiro-contábil que caracterize o estado de insolvência, indicando insuficiência de recursos para quitar dívidas específicas, líquidas e vencidas. A partir de indicadores específicos, seria possível, então, solucionar problemas financeiros, oferecendo informações sobre a capacidade da empresa de cumprir obrigações fiscais, a extensão em que o patrimônio pode cobrir dívidas de longo prazo e proporcionando informações acerca dos recursos financeiros atualmente disponíveis.

Brandão *et al.* (2024) destaca que a gestão desses potenciais riscos visa prever e elaborar estratégias adequadas para eventos adversos, mesmo após sua ocorrência, como no caso da COVID-19. Esse planejamento permite delinear as decisões necessárias para recuperar a competitividade empresarial, refletindo práticas observadas em outros setores econômicos.

Nessa perspectiva, este estudo pretende responder a seguinte questão de pesquisa: Quais indicadores financeiros e/ou econômicos são determinantes na identificação de insolvência de empresas do índice agronegócio B3?

Assim, este trabalho tem como objetivo geral analisar a previsão de insolvência e seus determinantes em empresas do índice agronegócio B3 (IAGRO) no Brasil. Especificamente, pretende-se: (i) calcular e analisar o fator de insolvência de Kanitz, Elizabetsky e Matias para empresas do Índice Agronegócio B3 (IAGRO); e (ii) identificar e analisar os indicadores que melhor discriminam os grupos de empresas do Índice Agronegócio B3 quanto ao fator de insolvência.

Este artigo está estruturado em cinco seções, englobando esta introdução. A segunda seção é dedicada à revisão de literatura, explorando o tema da insolvência corporativa e concentrando-se no detalhamento dos modelos de previsão de insolvência abordados neste trabalho. A terceira seção detalha a metodologia utilizada na pesquisa. A quarta seção compreende a análise dos resultados obtidos. A quinta seção destina-se às conclusões derivadas do estudo.

2. Revisão de literatura

2.1 Insolvência Corporativa

A insolvência corporativa é um estado em que a empresa não consegue honrar seus compromissos financeiros, podendo levar à falência. Essa condição gera impactos como desvalorização de mercado, restrições de crédito e perda de clientes (Bae, 2012). Enquanto Altman (1968) a associa ao retorno insuficiente para acionistas, Gitman (1997) diferencia a "insolvência técnica" – incapacidade temporária de pagar dívidas, mesmo com ativos superiores a passivos – da falência definitiva.

A distinção entre insolvência e conceitos afins é crucial. Guimarães e Moreira (2008) destacam que a insolvência surge quando os ativos não cobrem as obrigações, diferindo da

inadimplência (não cumprimento pontual de obrigações, apesar de capacidade financeira). Assaf Neto (2020) reforça que liquidez (curto prazo) e solvência (longo prazo) são dimensões complementares para avaliar saúde financeira.

As causas da insolvência são multifatoriais. Gimenes (1998) classifica-as em externas (crises econômicas, mudanças regulatórias) e internas (má gestão, endividamento excessivo). Backer e Gosman (1978) alertam para os riscos da dependência de crédito em economias instáveis, como a brasileira (Santos, 2021).

Indicadores contábeis são essenciais para diagnóstico. Troacã (2013) ressalta que índices de solvência, analisados em conjunto, permitem antecipar riscos e tomar decisões estratégicas, baseando-se em dados como liquidez, endividamento e geração de caixa.

Em síntese, a insolvência exige abordagem preventiva. Seu entendimento – desde definições até fatores desencadeantes – é vital para mitigar crises e garantir sustentabilidade empresarial, especialmente em setores estratégicos como o agronegócio

2.1.1 Modelo de Previsão de Insolvência de Elizabetsky

Em 1976, Roberto Elizabetsky conduziu uma pesquisa denominada "Um modelo matemático para decisões de crédito no banco comercial". Esse estudo fundamentou-se em uma análise estatística discriminante com a finalidade de uniformizar o processo de avaliação e aprovação de crédito para clientes. No escopo desse estudo, 373 empresas do ramo de confecções foram analisadas, resultando na classificação de 274 delas como encontrando-se em condição financeira favorável, enquanto 99 foram consideradas em condições financeiras desfavoráveis.

Elizabetsky (1976) construiu seu modelo levando em consideração as seguintes variáveis:

$$Z = 1,93 X1 - 0,20 X2 + 1,02 X3 + 1,33 X4 - 1,12 X5 \quad (1)$$

em que:

$X1$ = Lucro Líquido / Vendas;

$X2$ = Disponível / Ativo Permanente;

$X3$ = Contas a Receber / Ativo Total;

$X4$ = Estoque / Ativo Total;

$X5$ = Passivo Circulante / Ativo Total.

A variável $X1$, que reflete a Margem de Lucro Líquido, serve como um importante indicador de rentabilidade, mostrando quanto a empresa obtém de lucro para cada R\$100 vendidos. Segundo Matarazzo (2010), quanto maior esse índice, mais benéfico é para a saúde financeira da empresa. As variáveis $X2$ e $X3$ representam indicadores de disponibilidade de capital de curto prazo, sendo que $X2$, calculada pela razão entre o disponível e o ativo não circulante, é considerada por Bruni (2011) como um dos melhores indicadores de liquidez, pois reflete recursos que podem ser imediatamente convertidos em caixa. Quando este índice apresenta valores elevados, indica que a empresa possui boa capacidade de pagamento no curto prazo e potencial para futuros investimentos.

Já a variável $X3$, derivada da razão entre Contas a Receber e Ativo Total, fornece *insights* sobre a política de crédito da empresa - valores altos podem sugerir prazos extensos concedidos aos clientes, aumentando o risco de inadimplência, ou ainda problemas de liquidez caso grande parte do ativo esteja imobilizado em recebíveis.

A variável $X4$ analisa a proporção do estoque em relação ao ativo total, oferecendo informações valiosas sobre a eficiência da gestão de estoques. Valores baixos geralmente indicam um giro mais rápido de mercadorias e menor custo de armazenagem, enquanto valores elevados podem apontar para excesso de estoques ou produtos obsoletos. Barros (2013) destaca

que a variável X5, que mede o endividamento de curto prazo através da relação entre passivo circulante e ativo total, é crucial para avaliar a capacidade da empresa em honrar seus compromissos imediatos. Quanto menor essa proporção, mais sólida é a posição financeira da empresa, demonstrando menor dependência de financiamentos de curto prazo.

Para classificar o estado financeiro das empresas, adota-se o ponto de corte de 0,5 no modelo analisado. Conforme Matarazzo (2010), valores abaixo deste limiar indicam estado de insolvência, enquanto valores superiores caracterizam empresas solventes. É importante ressaltar que, a partir da Lei nº 11.638/2007 e da Medida Provisória 449/2008 (convertida na Lei 11.941/2009), ocorreram mudanças significativas na estrutura do balanço patrimonial, com a extinção do ativo permanente e sua incorporação ao ativo não circulante, conforme estabelecido no Artigo 178 da legislação.

2.1.2 Modelo de Previsão de Insolvência de Kanitz

Kassai e Casa Nova (1999) destacam que Stephen Charles Kanitz foi pioneiro ao empregar a análise discriminante no contexto brasileiro. O modelo proposto por ele em 1978 denominado "Como prever falências", se fundamenta em uma análise discriminante de regressão múltipla aplicada a indicadores econômico-financeiros extraídos de cerca de 5.000 demonstrações contábeis de empresas brasileiras de pequeno e médio porte. Dentre essas empresas, 21 que haviam declarado falência no período de 1972 a 1974 foram escolhidas aleatoriamente para análise (Barros, 2013).

Kanitz (1978) construiu seu modelo levando em consideração as seguintes variáveis:

$$FI = 0,05 X1 + 1,65 X2 + 3,55 X3 - 1,06 X4 - 0,33 X5, \quad (2)$$

em que:

FI = Fator de Insolvência;

X1 = Lucro Líquido / Patrimônio Líquido;

X2 = (Ativo Circulante + Realizável a Longo Prazo) / Exigível total;

X3 = (Ativo Circulante - Estoques) / Passivo Circulante;

X4 = Ativo Circulante / Passivo Circulante;

X5 = Exigível total / Patrimônio Líquido.

A variável X1 atua como um indicador de rentabilidade, identificado como "ROE", ele mostra qual a taxa ou percentual de rendimento do capital próprio dos sócios, isto é, indica quanto a empresa obteve de lucro para cada R\$ 100 de capital próprio investido (Matarazzo, 2010).

As variáveis X2, X3 e X4 denotam, respectivamente, a liquidez geral, a liquidez seca e a liquidez corrente. A liquidez geral mostra se a empresa é capaz de pagar todas as dívidas ou não, e se dispõe de certa folga ou margem financeira. Esse índice possui o propósito de estudar a saúde financeira da empresa no longo prazo (Bruni, 2011). Ela representa o montante que a empresa possui no ativo circulante e realizável a longo prazo para cada R\$ 1,00 de dívida total (Assaf Neto, 2020).

O índice de liquidez seca analisa a habilidade da empresa de honrar suas obrigações de curto prazo com os recursos disponíveis, mesmo considerando a possibilidade improvável de não conseguir vender seu estoque (Assaf Neto, 2020). Dessa forma, quanto maior o valor do índice, melhor para a empresa.

A liquidez corrente corresponde à capacidade da empresa de pagar suas dívidas e curto prazo com os seus ativos circulantes, ou seja, aqueles que podem ser facilmente convertidos em

dinheiro dentro de um ano, como caixa, equivalentes de caixa, contas a receber e estoque (Barros, 2013).

Por fim, a variável X5 representa o Nível de Endividamento Geral (NEG) que reflete a proporção do exigível total em relação ao patrimônio líquido da empresa, mostrando quanto de dívidas totais a empresa possui para cada R\$ 1,00 de ativos. Idealmente, um índice menor indica uma situação mais favorável para a empresa, já que ela teria mais recursos próprios disponíveis, proporcionando uma maior garantia aos credores (Gurjão *et al.*, 2019).

O propósito do modelo é avaliar o risco de insolvência por meio de um parâmetro conhecido como Fator de Insolvência (FI). O Termômetro de Kanitz, conforme descrito na Figura 1, cria escalas que variam de -7 a +7 para categorizar diferentes níveis de insolvência. Empresas com pontuações entre -7 e -4 são consideradas insolventes, aquelas com pontuações entre -3 e -1 encontram-se na penumbra, caracterizando uma situação intermediária, e as empresas com pontuações entre 0 e +7 são classificadas como solventes (Kassai; Casa Nova, 1998).

2.1.3 Modelo de Previsão de Insolvência de Matias

Em 1978, Alberto Borges Matias elaborou um estudo intitulado "Contribuição às técnicas de análise financeira: um modelo de concessão de créditos". O propósito do seu modelo era criar uma ferramenta destinada a melhorar a análise de crédito convencional. Isso seria alcançado por meio de um modelo matemático que simplificasse a avaliação de empresas, contribuindo para a tomada de decisões ágeis e eficazes no que diz respeito à concessão de crédito (Matias, 1978).

Para alcançar tal objetivo, Matias desenvolveu um modelo de previsão de insolvência utilizando a análise discriminante, empregando um conjunto de 100 empresas provenientes de diversos setores. Dessas empresas, 50 foram identificadas como solventes, enquanto as outras 50 foram consideradas insolventes.

O modelo discriminante para previsão de insolvência elaborado por Matias é constituído da seguinte forma:

$$Z = 23,792 X1 - 8,26 X2 - 9,868 X3 - 0,764 X4 - 0,535 X5 + 9,912 X6, \quad (3)$$

em que:

Z = Total dos pontos obtidos;

X1 = Patrimônio líquido / Ativo total;

X2 = Financiamento e empréstimos bancários / Ativo circulante;

X3 = Fornecedores / Ativo Total;

X4 = Ativo Circulante / Passivo circulante;

X5 = Lucro operacional / Lucro bruto;

X6 = Disponível / Ativo total.

Observa-se que a variável X1 desempenha um papel mais significativo na equação e, por isso, apresenta o maior peso, 23,792, e serve como um indicador de capital próprio e indica a parcela do ativo que é composto pelo patrimônio líquido. Essa métrica fornece informações sobre a parcela de financiamento da empresa que vem dos seus próprios recursos em comparação com os recursos obtidos por meio de dívidas e outras fontes externas de financiamento. Dessa forma, quanto maior o índice, mais favorável é para a empresa.

As variáveis X2 e X3 representam indicadores de endividamento. Na razão entre financiamento e empréstimos bancários e ativo circulante, quanto maior o valor maior a dependência de financiamento externo em relação aos ativos que a empresa possui disponíveis

no curto prazo. A relação entre fornecedores e ativo total mostra a dependência da empresa em relação aos seus fornecedores para financiar suas operações.

A variável X4 destaca a liquidez corrente, sendo que um índice mais elevado está associado a uma menor probabilidade de falência da empresa. A variável X5 se refere à margem operacional e reflete a capacidade da empresa gerar lucro através das suas atividades principais.

Por último, a variável X6 é um indicador de estrutura de capital, visando destacar a relação entre as disponibilidades de caixa, bancos e aplicações em relação ao total do ativo da organização (Barros, 2013). O índice avalia a proporção de ativos disponíveis em relação ao total de ativos de uma empresa. Um valor mais alto desse índice pode indicar uma posição mais líquida em relação ao total de ativos da empresa.

O ponto crítico nesse modelo é estabelecido em 0,5 e empresas com índices inferiores a esse valor tendem a apresentar uma tendência à insolvência no período de um ano.

3. Metodologia

3.1 Fonte, natureza dos dados e amostra

A amostra utilizada, listada no Quadro 1, é composta por 30 empresas de capital aberto que compunham o Índice Agronegócio B3 (IAGRO) em 2022. Os dados utilizados são de origem secundária e foram extraídos dos Balanços Patrimoniais (BP) e das Demonstrações do Resultado do Exercício (DRE). Esses dados referem-se às 30 empresas analisadas e aos indicadores de desempenho organizacional gerados para o período de 2019 a 2022.

O tempo de 2019 a 2022 foi escolhido para esta pesquisa por motivo de sua relevância no contexto econômico e setorial do agronegócio brasileiro. Com esse intervalo, analisam-se tanto um ano anterior à pandemia de COVID-19 (2019), que serve como base de comparação, quanto os anos críticos da pandemia (2020-2021) e o início da recuperação econômica (2022). A pandemia acarreteu interrupções nas cadeias de suprimentos, volatilidade nos preços das *commodities* e aumento dos custos operacionais, impactando significativamente as empresas do setor (CEPEA, 2021; FAO, 2021). Em complemento, o período foi marcado por um cenário macroeconômico volátil, com a desvalorização do Real, que atingiu patamares históricos em 2020 (Bacen, 2020), inflação elevada e aumento da taxa Selic, que subiu de 4,5% em 2019 para 13,75% em 2022, pressionando o endividamento das empresas (Bacen, 2022).

Apesar desses desafios, o agronegócio brasileiro manteve um desempenho resiliente, consolidando-se como um dos principais exportadores globais de *commodities* agrícolas, como soja, milho e carne bovina (Mapa, 2022). Essa expansão, entretanto, não foi homogênea, e muitas empresas enfrentaram dificuldades financeiras, tornando o período ideal para estudar a previsão e análise de risco de insolvência. Adicionalmente, a disponibilidade de dados atualizados e a ocorrência de eventos recentes, como a guerra na Ucrânia desde 2022, que impactou os preços de fertilizantes e grãos, reforçam a relevância do período selecionado para a pesquisa (OECD, 2022; USDA, 2022).

Quadro 1: Empresas do IAGRO

Empresas	Classificação setorial	Empresas	Classificação setorial
Jalles Machado São Martinho	Açúcar e álcool	Klabin S.A Suzano S.A	Papel e celulose
3Tentos Boa Safra Brasilagro Raizen	Agricultura	Randon Recrusul Tupy Armac	Transporte rodoviário Máq. e Equip. Industriais

SLC Agrícola	Kepler Weber
Assai	Hidrovias Transporte hidroviário
Camil	Rumo S. A Transporte ferroviário
Carrefour Br Alimentos	Ambev S. A Cervejas e Refrigerantes
Grupo Mateus	Cosan Exploração, Refino e Distribuição
M. Dias Branco	Vamos Aluguel de carros
JBS	Irani Embalagens
Marfrig Carnes e derivados	Dexco Madeira
Minerva	Arezzo co Tecidos, Vestuário e Calçados

Fonte: Elaboração própria.

3.2 Cálculo e análise do índice de insolvência de empresas do Índice Agronegócio B3 (IAGRO)

Com a finalidade de eliminar distorções causadas pelos efeitos da inflação, os dados coletados para a geração dos indicadores foram corrigidos para 31 de dezembro de 2023 por meio do Índice Geral de Preços – Disponibilidade Interna (IGP-DI) - calculado pelo Instituto Brasileiro de Economia (IBRE) da Fundação Getúlio Vargas (FGV), que é uma medida síntese da inflação nacional e, além de indicador econômico, também é usado como referência para correções de preços e valores contratuais.

Posteriormente, os indicadores financeiros e econômicos foram inseridos nas equações dos modelos de previsibilidade de Elizabetsky (1976), Kanitz (1978) e Matias (1978) para calcular o fator de insolvência. Esse fator foi empregado para classificar as empresas como solventes ou insolventes, seguindo o ponto crítico estabelecido por parte de metodologia.

3.3 Análise discriminante dos grupos de empresas do IAGRO

A análise discriminante, conduzida no software SPSS, foi empregada para identificar os principais indicadores financeiros e econômicos que melhor distinguem grupos de empresas nos modelos de previsão de insolvência. Conforme Fávero *et al.* (2009), essa técnica estabelece a relação entre variáveis quantitativas independentes e uma variável qualitativa dependente, classificando observações futuras com base em regras discriminantes.

Os principais pressupostos da análise discriminante incluem a normalidade multivariada e a homogeneidade das matrizes de variância-covariância dos grupos. Além disso, considera-se a linearidade entre variáveis, ausência de multicolinearidade e inexistência de outliers. A estatística Lambda de Wilks e o teste ANOVA são utilizados para avaliar a capacidade discriminatória das variáveis, sendo que valores menores de Lambda indicam maior distinção entre os grupos.

A função discriminante gerada está no seguinte formato:

$$Y = \alpha_1 * X_{1i} + \alpha_2 * X_{2i} + \dots + \alpha_p * X_{pi}, \quad (4)$$

em que:

Y = pontuação ou escore discriminante;

α = coeficiente ou o peso discriminante;

X = variável independente.

Para avaliar a importância das funções discriminantes, observam-se duas medidas. A primeira é a porcentagem relativa do autovalor associada à função, em que a soma dos autovalores representa a variância total nas variáveis discriminantes. O cálculo da Estatística Qui-quadrado verifica a importância estatística geral de todas as funções discriminantes (Sharma, 1996). Isso é feito por meio do Lambda de Wilks de cada função discriminante, que testa a relevância delas, ou seja, indica quão efetivamente cada função consegue distinguir as

observações em variados grupos. A outra é a correlação canônica ligada à função discriminante que avalia a relação entre a função discriminante e os grupos da variável dependente.

O passo seguinte consiste em examinar os coeficientes padronizados das funções discriminantes, os quais possibilitam avaliar a relevância relativa de cada variável explicativa para a função. O valor do coeficiente da variável é diretamente proporcional ao seu poder de discriminação. A matriz estrutural é útil para compreender como cada variável contribuiu para cada função discriminante, pois mostra as correlações entre as variáveis explicativas e as funções discriminantes canônicas padronizadas. *In hoc sensu*, as variáveis marcadas com "*" são as mais relevantes para determinar cada função discriminante (Fávero *et al.*, 2009).

O último passo é determinar a que grupo um indivíduo pertence na análise discriminante. Para isso é necessário estabelecer um critério de comparação para cada escore discriminante. Esse critério, conhecido como Z crítico ou escore de corte ótimo, é calculado com base nos tamanhos dos grupos predefinidos e é derivado de uma média ponderada desses grupos (Hair *et al.*, 2009).

A classificação de um elemento em um grupo específico é determinada pelo seu escore Z na função discriminante. Se o escore Z for maior do que um determinado valor de referência, o elemento é classificado no Grupo 1; caso contrário, é classificado no Grupo 2 (Corrar *et al.*, 2014).

4 Resultados e discussão

4.1 Cálculo e análise do Fator de Insolvência para cada metodologia

Nesta subseção, analisaram-se as classificações das empresas para cada período, com suporte na aplicação de cada modelo, com o objetivo de comparar os resultados e observar se houve mudanças na situação das empresas no correr dos anos compreendidos no estudo.

Com amparo na aplicação do modelo de Elizabetsky, Tabela 4, observa-se que a maioria das empresas denotaram índice abaixo de 0,5, portanto, foram classificadas como insolventes em conformidade com o estudo de Birolo *et al.* (2011) e Santos e Espejo (2022). O fator de insolvência revelou média de -0,10 em 2019, -0,16 em 2020, 0,06 em 2021 e -0,01 em 2022. Nota-se que 83% das empresas exibiram situação de insolvência em 2019 e permaneceram nesse estado até 2022.

Uma possível explicação para esse fato é que o período analisado (2019-2022) foi marcado por instabilidade econômica, com a pandemia de COVID-19 em 2020, impactando significativamente diversos setores. Fatores como queda na demanda, restrições de circulação e medidas de isolamento social são passíveis de haver afetado negativamente a receita das empresas, dificultando o pagamento de dívidas e aumentando o risco de insolvência (Santos e Espejo, 2022).

Tabela 1: Fator de insolvência, segundo o modelo de Elizabetsky (1976)

Empresas	2019		2020		2021		2022	
	Classificação	FI	Classificação	FI	Classificação	FI	Classificação	FI
3 Tentos	Insolvente	-0,06	Insolvente	0,10	Insolvente	0,23	Insolvente	0,19
Ambev	Insolvente	0,19	Insolvente	0,06	Insolvente	0,09	Insolvente	0,10
Arezzo	Insolvente	0,28	Insolvente	0,07	Insolvente	0,07	Insolvente	0,18
Armac	Insolvente	0,00	Insolvente	0,07	Insolvente	0,22	Insolvente	0,18
Assai	Insolvente	-0,22	Insolvente	-0,26	Insolvente	-0,12	Insolvente	-0,24

Boa Safra	Insolvente	-0,19	Insolvente	-0,18	Insolvente	0,14	Insolvente	0,15
Brasilagro	Solvente	0,76	Insolvente	0,16	Insolvente	-0,49	Insolvente	0,27
Camil	Insolvente	0,14	Insolvente	0,16	Insolvente	0,15	Insolvente	0,06
Carrefour	Insolvente	-0,51	Insolvente	-0,30	Insolvente	-0,30	Insolvente	-0,39
Cosan	Solvente	2,60	Insolvente	-3,21	Insolvente	0,25	Insolvente	-0,09
Dexco	Insolvente	0,08	Insolvente	0,04	Insolvente	0,27	Insolvente	0,08
Grupo Mateus	Insolvente	0,42	Insolvente	0,20	Solvente	0,51	Insolvente	0,34
Hidrovias	Insolvente	0,05	Insolvente	-0,20	Insolvente	-0,64	Insolvente	-0,09
Irani	Insolvente	-0,33	Insolvente	0,17	Insolvente	0,35	Insolvente	0,37
Jalles Machado	Insolvente	-0,31	Insolvente	-0,02	Insolvente	-0,06	Insolvente	0,17
JBS	Insolvente	-0,01	Insolvente	-0,10	Insolvente	0,00	Insolvente	-2,65
Kepler Weber	Insolvente	0,12	Insolvente	-0,28	Insolvente	0,14	Insolvente	0,15
Klabin	Insolvente	0,02	Insolvente	-0,45	Insolvente	0,34	Insolvente	0,39
M. Dias Branco	Insolvente	0,21	Insolvente	0,21	Insolvente	0,20	Insolvente	0,21
Marfrig	Insolvente	-0,22	Insolvente	-0,16	Insolvente	-0,07	Insolvente	-0,14
Minerva	Insolvente	-0,62	Insolvente	-0,38	Insolvente	-0,28	Insolvente	-0,39
Raizen	Insolvente	-0,52	Insolvente	-0,23	Insolvente	-0,23	Insolvente	-0,30
Randon Part	Insolvente	-0,01	Insolvente	0,04	Insolvente	0,06	Insolvente	-0,05
Recrusul	Solvente	0,54	Insolvente	-0,50	Insolvente	-0,32	Insolvente	-0,35
Rumo S.A.	Insolvente	0,10	Insolvente	-0,13	Insolvente	-0,13	Insolvente	-0,11
São Martinho	Insolvente	0,08	Insolvente	0,22	Insolvente	0,31	Insolvente	0,43
SLC Agrícola	Insolvente	0,07	Insolvente	0,11	Insolvente	0,32	Insolvente	0,22
Suzan	Insolvente	-0,22	Insolvente	-0,64	Insolvente	0,42	Solvente	0,86
Tupy	Insolvente	0,06	Insolvente	-0,12	Insolvente	0,05	Insolvente	0,10
Vamos	Insolvente	0,08	Insolvente	0,06	Insolvente	0,21	Insolvente	0,07

Fonte: Elaboração própria, com base nos resultados da pesquisa.

Em contraste com o modelo de Elizabetsky, o padrão de Kanitz classificou 60% das empresas como solventes em todos os períodos, ou seja, a maioria das empresas indicou fator positivo, portanto, condições financeiras favoráveis (Tabela 5), resultado semelhante ao encontrado por Barros (2013). Observa-se uma tendência negativa em relação a Assai e Minerva, que saíram de uma condição positiva para penumbra ou insolvência nos anos posteriores.

As empresas do setor de papel e celulose, Klabin, maior produtora e exportadora de papéis para embalagens no Brasil e líder na produção de embalagens de papel, e Suzano, maior fabricante de celulose do mundo e uma das maiores produtoras de papéis da América Latina, exibiram solvência no decurso de todo o período analisado. Os resultados positivos são atribuíveis ao crescimento da demanda por embalagens para *delivery*, impulsionado pelas medidas de isolamento social adotadas para conter o avanço das infecções por coronavírus.

As empresas 3Tentos, Boa Safra, Brasilagro, Raizen e SLC Agrícola, atuantes no setor agrícola, também relataram resultados positivos em termos de solvência no decorrer de todo o período analisado. Esse desempenho é atribuído ao fato de que, nos anos de 2020, 2021 e 2022,

o valor de produção das principais culturas agrícolas no Brasil alcançou sucessivos recordes (IBGE, 2023). Consequentemente, o aumento das receitas impactou de maneira favorável as variáveis utilizadas nos cálculos dos índices da metodologia de Kanitz.

Em 2020, a empresa Minerva enfrentou um cenário de penumbra que evoluiu para um estado de insolvência no ano seguinte. Os dados indicam que, em 2021, o elevado índice de endividamento geral contribuiu para a classificação de insolvência da empresa. Houve, no entanto, sinais de recuperação em 2022, quando a organização retornou a um estado de relativa estabilidade financeira.

Os valores médios do fator foram: em 2019, 4,36; em 2020, 3,46; em 2021, 4,46, e, em 2022, a média foi de 3,86. Vale ressaltar que, no modelo de Kanitz, o indicador com maior peso é a liquidez seca, decerto uma explicação para a obtenção de um fator de insolvência positivo e, portanto, favorável para a maioria das empresas.

Tabela 2: Fator de insolvência, segundo o modelo de Kanitz (1978)

Empresas	2019		2020		2021		2022	
	Classificação	FI	Classificação	FI	Classificação	FI	Classificação	FI
3 Tentos	Solvente	1,35	Solvente	3,08	Solvente	4,24	Solvente	3,17
Ambev	Solvente	3,29	Solvente	3,03	Solvente	3,02	Solvente	2,73
Arezzo	Solvente	6,15	Solvente	4,84	Solvente	3,10	Solvente	3,94
Armac	Solvente	0,23	Solvente	2,58	Solvente	15,78	Solvente	7,96
Assai	Solvente	0,84	Penumbra	-2,23	Penumbra	-0,83	Penumbra	-1,64
Boa Safra	Solvente	3,07	Solvente	4,26	Solvente	10,58	Solvente	9,83
Brasilagro	Solvente	7,47	Solvente	3,69	Solvente	9,54	Solvente	10,80
Camil	Solvente	4,98	Solvente	4,23	Solvente	4,22	Solvente	4,26
Carrefour Brasil	Solvente	3,51	Solvente	2,22	Solvente	2,29	Solvente	1,37
Cosan	Solvente	4,73	Solvente	4,19	Solvente	5,09	Solvente	4,09
Dexco	Solvente	4,08	Solvente	3,94	Solvente	4,57	Solvente	3,22
Grupo Mateus	Solvente	3,59	Solvente	9,88	Solvente	5,26	Solvente	5,11
Hidrovias	Solvente	10,36	Solvente	7,19	Solvente	3,49	Solvente	3,27
Irani	Solvente	2,03	Solvente	6,70	Solvente	6,62	Solvente	6,32
Jalles Machado	Solvente	5,59	Solvente	4,41	Solvente	6,77	Solvente	6,73
JBS	Solvente	2,06	Solvente	2,27	Solvente	1,85	Solvente	0,15
Kepler Weber	Solvente	5,19	Solvente	4,53	Solvente	2,75	Solvente	4,16
Klabin	Solvente	9,23	Solvente	4,38	Solvente	4,32	Solvente	3,44
M. Dias Branco	Solvente	4,78	Solvente	5,83	Solvente	7,44	Solvente	3,54
Marfrig	Penumbra	-1,89	Solvente	0,24	Solvente	0,65	Solvente	1,59
Minerva	Solvente	19,70	Penumbra	-1,18	Insolvente	-4,82	Penumbra	-1,89
Raizen	Solvente	3,07	Solvente	0,75	Solvente	1,91	Solvente	2,19
Randon Part	Solvente	5,31	Solvente	4,00	Solvente	3,32	Solvente	3,96
Recrusul	Solvente	2,84	Solvente	1,46	Solvente	2,87	Solvente	6,01
Rumo S.A.	Solvente	3,77	Solvente	5,61	Solvente	7,28	Solvente	4,65

São Martinho	Solvente	6,11	Solvente	4,12	Solvente	3,68	Solvente	5,39
SLC Agrícola	Solvente	2,84	Solvente	3,61	Solvente	1,02	Solvente	1,85
Suzan	Solvente	1,90	Penumbra	-0,21	Solvente	4,64	Solvente	5,05
Tupy	Solvente	2,58	Solvente	5,14	Solvente	3,82	Solvente	3,35
Vamos	Solvente	1,96	Solvente	1,11	Solvente	9,35	Solvente	1,17

Fonte: Elaboração própria, com base nos resultados da pesquisa.

A Tabela 6 mostra as classificações das empresas e seus respectivos fatores de insolvência para o Modelo Matias. Nota-se que, das 30 empresas da amostra, 20 expuseram resultado favorável durante os quatro anos analisados. Os fatores indicaram médias de 1,96 em 2019; 1,75 em 2020; 3,14 em 2021 e 4,31 em 2022.

Destaca-se o fato de que a Recrusul registrou resultados desfavoráveis em todos os anos, indo de encontro ao esperado pelo modelo de Kanitz. Os dados do balanço patrimonial da empresa revelam um patrimônio líquido negativo de 2019 a 2022, indicando que os passivos superaram os ativos durante esse período. O patrimônio líquido é uma parte crucial do indicador de estrutura de capital, que possui uma ponderação significativa na equação do modelo de Matias.

As empresas do setor de carne e derivados, Marfrig e Minerva, registraram um fator de insolvência negativo, mantendo-se classificadas como insolventes durante todo o período analisado. De acordo com Malafaia, Biscola e Dias (2020), a demanda no setor é suscetível de ter sido impactada negativamente durante a pandemia, em decorrência de fatores econômicos, como a redução da renda da população, o aumento no preço da carne e o custo de proteínas substitutas, como a carne de frango e os ovos. Ademais, os gargalos logísticos decorrentes das restrições impostas pelas autoridades dificultaram a distribuição e a chegada dos produtos aos mercados, agravando a situação do setor.

Tabela 3: Fator de insolvência, segundo o modelo de Matias (1978)

Empresas	2019		2020		2021		2022	
	Classificação	FI	Classificação	FI	Classificação	FI	Classificação	FI
3 Tentos	Solvente	0,74	Solvente	1,46	Solvente	7,48	Solvente	6,59
Ambev	Solvente	9,83	Solvente	12,62	Solvente	12,58	Solvente	12,58
Arezzo	Solvente	9,76	Solvente	8,24	Solvente	8,07	Solvente	10,95
Armac	Insolvente	-8,77	Solvente	4,57	Solvente	2,36	Solvente	6,32
Assai	Solvente	4,05	Insolvente	-0,30	Insolvente	-0,07	Solvente	0,41
Boa Safra	Solvente	1,49	Solvente	1,85	Solvente	12,95	Solvente	12,90
Brasilagro	Solvente	11,99	Solvente	8,72	Solvente	12,13	Solvente	13,26
Camil	Solvente	7,98	Solvente	7,28	Solvente	7,20	Solvente	6,17
Carrefour Brasil	Solvente	3,38	Solvente	3,13	Solvente	1,99	Solvente	0,49
Cosan	Solvente	5,87	Solvente	5,53	Solvente	4,59	Solvente	6,04
Dexco	Solvente	7,99	Solvente	8,60	Solvente	9,04	Solvente	6,73
Grupo Mateus	Solvente	7,86	Solvente	14,38	Solvente	11,91	Solvente	10,70
Hidrovias	Solvente	3,18	Solvente	2,60	Solvente	1,44	Solvente	2,37
Irani	Insolvente	-1,56	Solvente	6,83	Solvente	5,92	Insolvente	-3,46

Jalles Machado	Solvente	11,82	Solvente	2,70	Solvente	5,68	Solvente	6,57
JBS	Solvente	4,02	Solvente	4,33	Solvente	2,37	Solvente	3,72
Kepler Weber	Solvente	13,69	Solvente	13,50	Solvente	9,52	Solvente	10,24
Klabin	Insolvente	-10,99	Insolvente	-18,40	Insolvente	-12,99	Solvente	3,15
M. Dias Branco	Solvente	15,01	Solvente	13,54	Solvente	13,17	Solvente	10,92
Marfrig	Insolvente	-2,89	Insolvente	-8,51	Insolvente	-8,26	Insolvente	-4,05
Minerva	Insolvente	-5,35	Insolvente	-5,88	Insolvente	-3,42	Insolvente	-2,20
Raizen	Solvente	7,00	Insolvente	-2,69	Solvente	1,45	Solvente	2,77
Randon Part	Solvente	6,25	Solvente	5,01	Solvente	3,88	Solvente	5,09
Recrusul	Insolvente	-41,40	Insolvente	-35,75	Insolvente	-20,58	Insolvente	-3,93
Rumo S.A.	Solvente	3,20	Solvente	5,37	Solvente	5,33	Solvente	6,44
São Martinho	Insolvente	-3,47	Solvente	3,03	Solvente	4,02	Solvente	3,77
SLC Agrícola	Solvente	6,58	Solvente	7,12	Solvente	3,83	Solvente	3,08
Suzan	Insolvente	-3,52	Insolvente	-7,04	Insolvente	-3,45	Solvente	0,78
Tupy	Solvente	9,85	Solvente	8,41	Solvente	5,69	Solvente	4,91
Vamos	Insolvente	-14,49	Insolvente	-17,69	Insolvente	-9,50	Insolvente	-13,81

Fonte: Elaboração própria, com base nos resultados da pesquisa.

Ressalta-se como limitação do uso dos modelos de previsão de insolvência as frequentes mudanças no ambiente econômico, tornando-se necessária a atualização periódica dos modelos de previsão de insolvência, a fim de garantir sua adequação à realidade do mercado. Assim, é fundamental que esses modelos sejam revisados regularmente, considerando que foram concebidos em um cenário socioeconômico e normativo diferente daquele vigente atualmente (Hijazi, Damke e Moreira, 2015).

4.2 Identificação dos indicadores que melhor discriminam os grupos de empresas do Índice Agronegócio B3

Após a aplicação dos modelos de previsão de insolvência para a classificar as empresas, foi aplicada a análise discriminante, a fim de identificar quais indicadores contábeis possuem maior poder de diferenciação entre os grupos. Essa abordagem estatística não apenas ajuda a identificar as variáveis mais importantes na distinção entre os grupos, mas também a quantificar a contribuição de cada uma delas na discriminação.

Cabe evidenciar que, de acordo com as metodologias aplicadas neste estudo, as empresas são classificadas como solventes ou insolventes nos modelos de Elizabetsky (1976) e Matias (1978). No caso do modelo de Kanitz (1976), adiciona-se a categoria intermediária, denominada estágio de penumbra.

Inicialmente, foram realizados testes de igualdade de médias entre grupos, com a análise do Lambda de Wilks para avaliar se existem diferenças significativas nas médias entre os grupos para cada variável. É importante observar que, quanto maior essa estatística, maior a probabilidade de não haver diferenças entre os grupos. Para interpretação, Fávero (2009) expressa que o Lambda de Wilks, variando de 0 a 1, indica discriminação entre as médias dos grupos para cada variável. Em outras palavras, quanto mais próximo de 1 o valor do Lambda de Wilks, menor é o poder discriminatório daquela variável entre os grupos.

A análise da Tabela 7 revela que, no modelo de Elizabetsky, ao adotar um nível de significância de 5% ($\alpha = 0,05$), apenas a variável associada à Margem de Lucro Líquido, calculada como a razão entre o Lucro Líquido e a Receita Líquida, demonstrou significância estatística. Tanto o Teste F quanto o Lambda de Wilks confirmam e mostram que o indicador Margem de Lucro Líquido possui o maior poder de diferenciação entre os grupos, em comparação com as demais variáveis.

Tabela 4: Testes de igualdade de médias de grupo para o período de 2019 a 2022

MODELO DE ELIZABETSKY					
	Lambda de Wilks	F	df1	df2	Sig.
Margem Líquida (ML)	0,892	14,253	1	118	0,000
Disponível/ANC	0,999	0,088	1	118	0,767
Contas a receber/AT	1,000	0,047	1	118	0,828
Estoque/AT	0,993	0,796	1	118	0,374
Endividamento CP (ECP)	0,992	0,938	1	118	0,335
MODELO DE KANITZ					
	Lambda de Wilks	F	df1	df2	Sig.
Retorno Sobre o Patrimônio Líquido (ROE)	0,951	3,004	2	117	0,053
Liquidez Geral (LG)	0,969	1,873	2	117	0,158
Liquidez Seca (LS)	0,983	1,002	2	117	0,370
Liquidez Correntes (LC)	0,980	1,166	2	117	0,315
Nível de Endividamento Geral (NEG)	0,646	32,019	2	117	0,000
MODELO DE MATIAS					
	Lambda de Wilks	F	df1	df2	Sig.
Capital Próprio	0,695	51,888	1	118	0,000
Finan e Emp./AC	0,572	88,259	1	118	0,000
Fornecedores/AT	0,991	1,113	1	118	0,293
Liquidez Corrente	0,981	2,263	1	118	0,135
Margem Operacional	0,980	2,445	1	118	0,121
Estrutura de Capital	0,969	3,771	1	118	0,055

Fonte: Elaboração própria.

No modelo de Kanitz, os resultados demonstram que o indicador a revelar o nível de endividamento geral é o que melhor discrimina os grupos. Quanto maior o valor do Endividamento Total, maior é a dependência da empresa em relação a financiamentos externos em comparação com os próprios recursos. É uma medida importante de alavancagem financeira, habilitada a ser utilizada na análise da estrutura de capital e na avaliação da solvência da empresa. De outra vertente, a variável referente a liquidez seca, com um valor mais elevado do Lambda de Wilks (0,983), é a que exprime o desempenho mais fraco em termos de discriminação entre os grupos.

Com apoio na análise dos resultados do Modelo de Matias, é possível inferir que as variáveis referentes a capital próprio e a razão entre financiamento e empréstimos bancários e ativo circulante expressam significância estatística a 5%, enquanto que a variável referente a estrutura de capital é significativa a 10%. Observando o Lambda de Wilks, que varia de 0 a 1, conclui-se que as variáveis referentes a liquidez corrente e rentabilidade possuem a pior capacidade de discriminação.

Em seguida, para avaliar a hipótese nula de igualdade de matrizes de covariância entre populações, foi conduzido o Teste M, de Box, o qual desempenha uma função essencial na verificação da premissa de igualdade de covariância entre os grupos. O objetivo desse teste é determinar se as matrizes de variância e covariância são estatisticamente idênticas, indicando homogeneidade.

Apenas o modelo de Kanitz revelou significância superior a 0,05, o que sugere homogeneidade das matrizes de covariância. Em contraste, para os modelos de Elizabetsky e Matias, a significância dos testes foi igual e inferior, respectivamente, ao valor adotado de 0,05. Portanto, rejeita-se a hipótese nula de igualdade das matrizes de covariância, indicando haver heterocedasticidade.

Segundo Corrar, Paulo e Dias Filho (2014), essa violação acontece em função do tamanho da amostra, da diferença de tamanho dos grupos ou, principalmente, pela ausência de normalidade multivariada. Apesar desse resultado, os autores sugerem a continuidade da análise dos resultados para verificar o desempenho das demais etapas.

Para a interpretação da Tabela 8, leva-se em conta o fato de que valores de lambda e significância mais próximos de zero indicam uma diferença mais acentuada entre as médias dos grupos, sugerindo uma alta capacidade da função em discriminar os elementos entre os grupos.

No modelo Elizabetsky e no modelo de Matias, foi gerada apenas uma função discriminante, pois ambos classificam as empresas em duas categorias: solvente ou insolvente. Na abordagem de Elizabetsky, embora o Lambda de Wilks tenha se aproximado de um valor de um (0,865), o p-valor de 0,005 indica que a função é estatisticamente significativa. Na metodologia de Matias, entretanto, tanto o Lambda de Wilks quanto o valor de significância mostraram resultados mais satisfatórios, próximos de zero.

Por outro lado, o modelo de Kanitz gerou duas funções discriminantes, pois classifica as empresas em três categorias: insolvente, penumbra e solvente. A primeira função demonstrou significância estatística, com um p-valor inferior a 5%, o que indica uma melhor capacidade de distinguir entre os grupos. A segunda função, porém, não fornece evidências suficientes para rejeitar a hipótese nula de que as médias dos grupos são iguais (p-valor > 0,05). Isso sugere que a segunda função discriminante não contribui de modo estatisticamente significativo para diferenciar os grupos em termos de solvência.

Tabela 8: Significância das funções discriminantes para o período 2019-2022

MODELO DE ELIZABETSKY				
Teste de funções	Lambda de Wilks	Qui-quadrado	df	Sig.
1	0,865	16,812	5	0,005
MODELO DE KANITZ				
Teste de funções	Lambda de Wilks	Qui-quadrado	df	Sig.
1 até 2	0,610	56,866	10	0,000
2	0,979	2,458	4	0,652
MODELO DE MATIAS				
Teste de funções	Lambda de Wilks	Qui-quadrado	df	Sig.
1	0,337	125,168	6	0,000

Fonte: Elaboração própria.

Na Tabela 9 são exibidos os coeficientes padronizados, também denominados pesos discriminantes, que revelam a importância relativa de cada variável explicativa para a função discriminante. Quanto maior o peso atribuído a uma variável, mais significativa é sua contribuição para a capacidade de diferenciação entre os grupos. Assim, variáveis com pesos

mais elevados são aquelas que exercem uma influência mais significativa na distinção dos grupos em análise.

Observa-se que a variável de margem líquida possui maior peso na metodologia de Elizabetsky, seguida pelo indicador derivado da razão de Contas a Receber e Ativo Total. Na metodologia de Kanitz para a função 1, o Nível de Endividamento Geral exerce maior relevância. Já na abordagem de Matias, a razão entre financiamento e empréstimos bancários e ativo circulante maior peso na função discriminante.

Tabela 9: Funções discriminantes com coeficientes padronizados para o período 2019-2022

MODELO DE ELIZABETSKY		
	Função 1	
Margem Líquida (ML)	0,965	
Disponível/ANC	-0,257	
Contas a receber/AT	-0,047	
Estoque/AT	0,415	
Endividamento CP (ECP)	-0,227	
MODELO DE KANITZ		
	Função 1	Função 2
Retorno Sobre o Patrimônio Líquido (ROE)	0,217	0,487
Liquidez Geral (LG)	-0,142	0,720
Liquidez Seca (LS)	-0,296	1,471
Liquidez Correntes (LC)	0,161	-0,884
Nível de Endividamento Geral (NEG)	0,944	0,063
MODELO DE MATIAS		
	Função 1	
Capital Próprio	-0,826	
Finan e Emp./AC	0,956	
Fornecedores/AT	0,194	
Liquidez Corrente	0,069	
Margem Operacional	0,170	
Estrutura de Capital	-0,183	

Fonte: Elaboração própria, com base nos resultados da pesquisa.

A Tabela 10 inclui os resultados da classificação para cada modelo na primeira parte. Estes apontam que, das três empresas classificadas como solvente, uma o foi, erroneamente, como insolvente, porém todas as insolventes foram classificadas de maneira correta para o modelo de Elizabetsky.

No modelo de Kanitz, todas as empresas solventes foram classificadas corretamente, porém, das sete organizações em penumbra, três foram classificadas como solventes. No modelo de Matias, todas as empresas solventes foram classificadas corretamente. Das 30 insolventes, no entanto, dez foram classificadas, de maneira errônea, como solvente.

De tal modo, observa-se que a função discriminante do modelo de Elizabetsky obteve a maior taxa de acerto na classificação dos casos agrupados originais, com taxa de 99,2%, seguido dos modelos de Kanitz e Matias.

Tabela 10: Resultados da classificação para o período 2019-2022

MODELO DE ELIZABETSKY	
Classificação	Associação ao grupo prevista

			Solvente	Insolvente	Total
Original	Contagem	Solvente	2	1	3
		Insolvente	0	117	117
	%	Solvente	66,7	33,3	100,0
		Insolvente	0,0	100,0	100,0

a. 99,2% de casos agrupados originais classificados corretamente.

MODELO DE KANITZ

			Associação ao grupo prevista			Total
	Classificação		Solvente	Insolvente	Penumbra	
Original	Contagem	Solvente	112	0	0	112
		Insolvente	0	1	0	1
		Penumbra	3	0	4	7
	%	Solvente	100,0	0,0	0,0	100,0
		Insolvente	0,0	100,0	0,0	100,0
		Penumbra	42,9	0,0	57,1	100,0

a. 97,5% de casos agrupados originais classificados corretamente.

MODELO DE MATIAS

			Associação ao grupo prevista		Total
	Classificação		Solvente	Insolvente	
Original	Contagem	Solvente	90	0	90
		Insolvente	10	20	30
	%	Solvente	100,0	0,0	100,0
		Insolvente	33,3	66,7	100,0

a. 91,7% de casos agrupados originais classificados corretamente.

Fonte: Elaboração própria, com base nos resultados da pesquisa.

Em síntese, na análise discriminante, foram identificados os indicadores que melhor diferenciam empresas solventes, insolventes e, no caso do modelo de Kanitz, aquelas em estágio de penumbra. Com base na análise dos testes de igualdade de médias (Tabela 7) e nos coeficientes das funções discriminantes (Tabela 9), verificou-se que a margem líquida, o nível de endividamento geral — em consonância com o estudo de Guimarães e Moreira (2008) — a razão entre financiamentos e empréstimos bancários em relação ao ativo circulante e, por fim, o capital próprio, são determinantes na solvência das empresas do IAGRO B3 no período analisado.

5. Considerações finais

Quanto à classificação das empresas pelos modelos de previsão de insolvência utilizados neste estudo, observou-se que o modelo de Elizabetsky (1976) tende a classificar a maioria das empresas como insolventes ao extenso de todo o período analisado (2019 a 2022). A única exceção está nas empresas Grupo Mateus, Suzano, Cosan, BrasilAgro e Recrusul, que registraram solvência em pelo menos um dos anos avaliados.

De outra parte, o modelo de Kanitz (1978) classificou as empresas, em sua maioria, como solventes. Apesar da discrepância nos resultados em relação ao modelo de Elizabetsky, ambos identificaram as mesmas organizações como solventes.

O modelo de Matias (1978) ofereceu resultados semelhantes ao de Kanitz, com as empresas, em maioria, sendo classificadas como solventes. Diferentemente, porém, do modelo de Kanitz, Matias classificou a empresa Recrusul como insolvente em todos os períodos analisados.

O diferencial deste estudo reside não apenas na classificação das empresas como solventes ou insolventes, mas também na identificação dos fatores determinantes dessa condição por meio da análise discriminante. Nesse contexto, ao responder à questão de pesquisa sobre quais indicadores financeiros e econômicos influenciam a insolvência das empresas do

Índice Agronegócio B3, a aplicação da análise discriminante identificou os indicadores com maior capacidade de diferenciação entre os grupos de empresas.

No modelo de Elizabetsky, a margem líquida foi o indicador mais relevante na distinção entre empresas solventes e insolventes, sugerindo que a otimização da rentabilidade e o gerenciamento eficiente dos custos são essenciais para minimizar o risco de insolvência.

No modelo de Kanitz (1978), o Nível de Endividamento Geral exibiu maior poder discriminatório, destacando a necessidade de atenção dos gestores quanto ao nível de endividamento das empresas em relação ao patrimônio líquido.

Já o modelo de Matias (1978) revelou a maior quantidade de indicadores estatisticamente significativos, sendo eles o Índice de Capital Próprio e a razão entre financiamentos e empréstimos bancários e o ativo circulante.

Demais disso, pela análise discriminante, mensurou-se o desempenho dos modelos em termos de precisão na classificação dos casos originais. O modelo de Elizabetsky conferiu a maior taxa de acerto, seguido pelos modelos de Kanitz e Matias.

Este estudo, pois, demanda contribuir tanto para a comunidade acadêmica quanto para os tomadores de decisão, fornecendo insumos que concedam oportunidade ao aprimoramento e ao desenvolvimento de novos modelos de previsão de insolvência direcionados, especificamente, para as empresas do agronegócio. Esses modelos vão auxiliar os gestores na implementação de medidas preventivas e estratégicas, visando a evitar que as empresas enfrentem situações de insolvência, que comprometam não apenas seus negócios, mas também influenciem a sociedade de maneira direta e indireta, dada a relevância do setor para a economia.

Referências

ASSAF NETO, A. **Estrutura e análise de balanço: um enfoque econômico-financeiro**. 12. ed. São Paulo: Atlas, 2020.

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

BAE, J. K. Predicting financial distress of the South Korean manufacturing industries. **Expert Systems with Applications**, v. 39, n. 10, p. 9159-9165, ago. 2012. Elsevier BV. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2012.02.058>. Acesso em: 26 jan. 2024.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. **Relatórios de Inflação e Política Monetária**. Brasília, 2023. Disponível em: <https://www.bcb.gov.br>. Acesso em: 26 jan. 2024.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. **Relatórios de Inflação e Política Monetária**. Brasília, 2022. Disponível em: <https://www.bcb.gov.br>. Acesso em: 26 jan. 2024.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. **Taxa Selic e indicadores econômicos**. Brasília, 2022. Disponível em: <https://www.bcb.gov.br>. Acesso em: 26 jan. 2024.

BARROS, J. L. de. **Aplicação de modelos de previsão de insolvência nas operadoras de planos de saúde do Brasil**. 2013. Dissertação (Mestrado em Administração) – FUCAPE, Vitória, 2013.

BIROLO, P. B.; CITTADIN, Andréia; RITTA, Cleyton de Oliveira. Análise de crédito por meio de modelos de previsão de insolvência: um estudo de caso na Empresa Cerâmica Alfa SA. **Revista Catarinense da Ciência Contábil**, v. 10, n. 29, p. 27-39, 2011.

BRASIL. **Lei nº 11.638, de 28 de dezembro de 2007.** Altera e revoga dispositivos da Lei nº 6.404, de 15 de dezembro de 1976, e da Lei nº 6.385, de 7 de dezembro de 1976, e estende às sociedades de grande porte disposições relativas à elaboração e divulgação de demonstrações financeiras. Diário Oficial da União: seção 1, Brasília, DF, 28 dez. 2007. Disponível em: https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2007-2010/2007/lei/l11638.htm. Acesso em: 4 jul. 2024.

BRANDÃO, S. C. G. *et al.* Avaliação da insolvência da B3 nos períodos pré e pós pandêmico: estudo de caso indústria têxtil e de confecções. **JPM: Journal of Perspectives in Management**, v. 8, p. 1-15, 2024.

BRUNI, A. L. **A análise contábil e financeira.** 2. ed. São Paulo: Atlas, 2011.

BUAINAIN, A. M.; ALVES, E.; SILVEIRA, J. M. D.; NAVARRO, Z. Sete teses sobre o mundo rural brasileiro. **Revista de Política Agrícola**, Brasília, v. 22, n. 2, p. 105-121. 2013

CEPEA/ESALQ/USP. **Preços.** Disponível em: <www.cepea.esalq.usp.br>. Acesso em abril de 2024.

CONTADOR, C. R. Insolvência de empresas e política macroeconômica. **Revista de Administração**, v. 20, n. 2, p. 15–27, 3 jun. 1985.

CORRAR, L. J.; PAULO, E.; DIAS FILHO, J. M. **Análise multivariada:** para os cursos de administração, ciências contábeis e economia. 1.ed. São Paulo: Atlas, 2014.

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

FAO (Organização das Nações Unidas para Alimentação e Agricultura). **COVID-19 e suas implicações para o setor agrícola.** Roma, 2021. Disponível em: <https://www.fao.org>. Acesso em: 30 de jan. 2025.

FÁVERO, L. P. L.; BELFIORE, P. P. **Manual de análise de dados:** estatística e modelagem multivariada com Excel, SPSS e stata. Rio de Janeiro: Elsevier. Acesso em: 24 jan. 2024.

GIMENES, K. M. I. **Análise do comportamento dos administradores financeiros com respeito ao custo e estrutura de capital aplicado às cooperativas agropecuárias do Estado do Paraná 1998.** 338 p. Tese (Doutorado) - Universidade de León, Espanha, 1998.

GITMAN, L. J. **Princípios de administração financeira.** 7. ed. São Paulo: Hbra, 1997. p. 664

GUIMARÃES, A.; MOREIRA, T. B. S. Previsão de insolvência: um modelo baseado em índices contábeis com utilização da análise discriminante. **Revista Economia Contemporânea**, Rio de Janeiro, v. 12, n. 1, p. 151-178, jan./abr. 2008.

GURJÃO, N. O.; ALBUQUERQUE, W. M.; CAMPOS, K. C. Análise de índice de desempenho financeiro e econômico de empresas de alimentos e bebidas no Brasil. **Revista de Administração da UEG**, v. 10, n. 3, 2019. Disponível em: https://www.revista.ueg.br/index.php/revista_administracao/article/view/9485. Acesso em: 18 abril 2024.

HAIR JR., J. F. *et al.* **Análise multivariada de dados**. São Paulo: Bookman, 2009.

HIJAZI, M.; DAMKE, E. J.; MOREIRA, L. F. A contribuição dos modelos de previsão de insolvência na prevenção de custos de falência: uma proposta de um novo modelo a partir de índices financeiros em empresas de capital aberto no Brasil. In: **Anais do Congresso Brasileiro de Custos-ABC**. 2015.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **Contas Nacionais Trimestrais e IPCA**. Brasília, 2023. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br>. Acesso em: 26 jan. 2024.

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

KASSAI, J. R.; CASA NOVA, S. P. de C. Desvendando o termômetro de insolvência de Kanitz. **Trabalhos apresentados**, 1999.

MALAFAIA, G. C.; BISCOLA, P. H. N.; DIAS, F. R. T. Os impactos da COVID-19 para a cadeia produtiva da carne bovina brasileira. **Embrapa: comunicado técnico**, v. 154, p. 1-8, 2020.

MAPA (Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento). **Balanço das exportações do agronegócio brasileiro**. Brasília, 2022. Disponível em: <https://www.gov.br/agricultura>. Acesso em: 28 jan. 2024.

MATARAZZO, D. C. **Análise financeira de balanços**. 7. ed. São Paulo: Atlas, 2010.

MATIAS, A. B. **Indicadores contábeis e financeiros de previsão de insolvência: a experiência da pequena e média empresa**. Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade. São Paulo: FEA - USP, 1978.

OECD (Organização para Cooperação e Desenvolvimento Econômico). **Impactos da guerra na Ucrânia nos mercados agrícolas globais**. Paris, 2022. Disponível em: <https://www.oecd.org>. Acesso em: 20 jan. 2024.

PEREIRA, R. C. *et al.* Análise financeira empresarial sob a luz dos 5 modelos de previsão de insolvência: um estudo comparativo de empresas de capital aberto. In: **CONGRESSO VIRTUAL DE ADMINISTRAÇÃO**. 2013.

SANTOS, A. F. dos; ESPEJO, M. M. dos S. B. O efeito da pandemia do Covid-19 no nível de solvência das empresas brasileiras do agronegócio. **Revista de Economia e Agronegócio**, v. 20, n. 3, p. 1-23, 2022.

SERASA EXPERIAN. **Inadimplência atinge 28% dos produtores rurais no país, revela Serasa Experian**. Disponível em: <https://www.serasaexperian.com.br/sala-de-imprensa/analise-de-dados/inadimplencia-atinge-28-dos-produtores-rurais-no-pais-revela-serasa-experian/>. Acesso em: 20 jun. 2024.

VODA, A. D. *et al.* Corporate bankruptcy and insolvency prediction model. **Technological and Economic Development of Economy**, v. 27, n. 5, p. 1039-1056, 2021.

USDA (Departamento de Agricultura dos Estados Unidos). **Relatórios sobre commodities agrícolas**. Washington, 2022. Disponível em: <https://www.usda.gov>. Acesso em: 20 jan. 2024