UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ

CENTRO DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS

PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA RURAL

VITÓRIA BIANA DA SILVA

PREVISÃO E ANÁLISE DE RISCO DE INSOLVÊNCIA DE EMPRESAS DO ÍNDICE AGRONEGÓCIO B3 NO BRASIL

FORTALEZA

2025

VITÓRIA BIANA DA SILVA

PREVISÃO E ANÁLISE DE RISCO DE INSOLVÊNCIA DE EMPRESAS DO ÍNDICE AGRONEGÓCIO B3 NO BRASIL

Dissertação de Mestrado submetida ao Programa de Pós-Graduação em Economia Rural, da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre. Área de concentração: Economia Aplicada ao Agronegócio.

Orientador: Prof. Dr. Kilmer Coelho Campos.

FORTALEZA

2025

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Sistema de Bibliotecas
Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

S584p Silva, Vitória Biana da.
Previsão e análise de risco de insolvência de empresas do Índice Agronegócio B3 no Brasil / Vitória Biana da Silva. – 2025.
82 f. : il. color.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Ciências Agrárias, Programa de Pós-Graduação em Economia Rural, Fortaleza, 2025.
Orientação: Prof. Dr. Kilmer Coelho Campos.

1. Análise Discriminante. 2. Agronegócio. 3. Insolvência. 4. Análise de Risco. I. Título.
CDD 338.1

VITÓRIA BIANA DA SILVA

PREVISÃO E ANÁLISE DE RISCO DE INSOLVÊNCIA DE EMPRESAS DO ÍNDICE AGRONEGÓCIO B3 NO BRASIL

Dissertação de Mestrado submetida ao Programa de Pós-Graduação em Economia Rural, da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre. Área de concentração: Economia Aplicada ao Agronegócio

Aprovada em: 26/02/2025

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Kilmer Coelho Campos
(Orientador) Universidade Federal do Ceará
(UFC)

Prof. Dr. Robério Telmo
Campos Universidade
Federal do Ceará (UFC)

Prof.a. Dra. Filomena Nádia Rodrigues
Bezerra Universidade Federal do Ceará
(UFC)

Prof. Dr. João Ricardo Ferreira de Lima
Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária
- Embrapa

AGRADECIMENTO

Agradeço a Deus por nunca se esquecer de mim e por me conceder energia para prosseguir, mesmo perante os desafios.

Aos meus pais, Valdemiro da Silva e Maria Biana, meus maiores exemplos de persistência, honestidade e determinação. Às minhas sobrinhas, Maria e Catarina, por seus abraços cheios de carinho, que trouxeram alívio nos momentos de cansaço da rotina acadêmica e ao meu padrasto, Jorge Ferreira, por toda ajuda ofertada.

Ao meu namorado, Lucas Franco, por suas palavras de encorajamento, amor e companheirismo desde a graduação. Aos meus sogros, Francisco de Assis e Célia Franco, pelo cuidado e apoio à extensão dessa trajetória.

Expresso minha profunda gratidão ao meu orientador, Prof. Dr. Kilmer Campos, pelos direcionamentos, ensinamentos e paciência. Tê-lo como orientador enriqueceu imensamente essa caminhada. Aos membros da banca - Prof.ª Dra. Nádia Bezerra, Prof. Dr. Robério Campos e Prof. Dr. João Ricardo F. de Lima - agradeço pelas valiosas contribuições, não apenas para este estudo, mas também para minha formação como pesquisadora.

Estendo agradecimentos a todo o corpo docente do PPGER, pois, sem dúvidas, cada um contribuiu para que eu chegasse até aqui.

Aos amigos que fiz no PPGER e que tornaram essa jornada mais leve, meu sincero agradecimento: Vitória Oliveira, Mauro Uchôa, Ana Cristina Maia, Fernando Marciano, Sávio Medeiro, Marcelo Parahyba e Ramon Vasconcelos. Aos demais colegas que a vida acadêmica me proporcionou e que, de maneiras diversas, contribuíram para este estudo; agradecimento especial dirijo a Trícia Gardênia, Guilherme Nascimento, Moisés Dias, Marcos Paulo Mesquita e Ivan Holanda.

Sou reconhecida à CAPES pelo suporte financeiro por meio da bolsa de auxílio, fundamental para minha permanência no curso.

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 prever e analisar o risco de insolvência das 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 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 e de risco. Para a análise de risco, foi utilizado o Método Monte Carlo, implementado por meio do *software* @RISK, que ensejou a simulação de realidades distintas avaliar a probabilidade de insolvência sob incerteza. 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. A análise de risco de insolvência revelou que o período pandêmico (desde 2020) influenciou de modo heterogêneo no risco de insolvência das empresas do setor. Enquanto o modelo de Elizabetsky indicou alto risco de insolvência durante esse período, os modelos de Kanitz e Matias apontaram um risco relativamente baixo. Essa divergência sugere a importância de considerar múltiplas abordagens na avaliação de risco, bem como a necessidade de contextualizar os resultados na ambiência econômica e social específica.

Palavras-Chave: análise discriminante; agronegócio; insolvência; análise de risco.

ABSTRACT

Agribusiness is one of the most strategic and dynamic sectors of the Brazilian economy, accounting for a significant share of the country's Gross Domestic Product (GDP) and exports. Given its importance, analyzing 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 predict and analyze the risk of insolvency among companies listed on the B3 Agribusiness Index (IAGRO) in Brazil. A sample of 30 publicly traded agribusiness companies was used for this purpose. Financial data were collected from the Balance Sheet and Income Statement, covering the period from 2019 to 2022. These data were applied to three widely recognized insolvency prediction models in the literature: Elizabetsky (1976), Kanitz (1978), and Matias (1978). Descriptive analyses were employed to understand the financial profile of the companies, as well as the calculation of the insolvency factor under deterministic and risk conditions. For risk analysis, the Monte Carlo method was used, implemented through the @RISK software, which allowed for the simulation of different scenarios and the assessment of insolvency probability under uncertainty. Discriminant analysis identified the main indicators differentiating solvent and insolvent companies, highlighting net margin, overall indebtedness level, the ratio of financing and bank loans to current assets, and, finally, equity. The discriminant function of the Elizabetsky model demonstrated greater effectiveness in classifying original cases, showing superior ability to distinguish between solvent and insolvent companies compared to the Kanitz and Matias models. The insolvency risk analysis revealed that the pandemic period (starting in 2020) heterogeneously impacted the insolvency risk of companies in the sector. While the Elizabetsky model indicated a high risk of insolvency during this period, the Kanitz and Matias models pointed to a relatively low risk. This divergence underscores the importance of considering multiple approaches in risk assessment, as well as the need to contextualize results within the specific economic and social scenario.

Keywords: discriminant analysis; agribusiness; insolvency; risk analysis.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Termômetro de Kanitz (1978).....26
Figura 2 - Diagrama tornado para os indicadores do modelo Elizabetsky.....64
Figura 3 - Diagrama tornado para os indicadores do modelo Kanitz.....65
Figura 4 - Diagrama tornado para os indicadores do modelo Matias.....66

LISTA DE QUADROS

Quadro 1	-	Empresas do IAGRO.....	32
Quadro 2	-	Atividades econômicas dos subsetores do IAGRO B3.....	34
Quadro A.1	-	Estrutura do Balanço Patrimonial.....	77
Quadro B.1	-	Estrutura da Demonstração do Resultado do Exercício.....	78
Quadro C.1	-	Setores de atuação das empresas do IAGRO B3.....	79

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Estatística descritiva das variáveis do Modelo Elizabetsky (2019-2022) 41
Tabela 2 - Estatística descritiva das variáveis do Modelo Kanitz (2019-2022)..... 42
Tabela 3 - Estatística descritiva das variáveis do Modelo Matias (2019-2022)..... 43
Tabela 4 - Fator de insolvência, segundo o modelo de Elizabetsky (1976)..... 45
Tabela 5 - Fator de insolvência, segundo o modelo de Kanitz (1978)..... 46
Tabela 6 - Fator de insolvência, segundo o modelo de Matias (1978)..... 48
Tabela 7 - Testes de igualdade de médias de grupo para o período de 2019-2022.... 50
Tabela 8 - Teste M, de Box para o período 2019-2022..... 51
Tabela 9 - Significância das funções discriminantes para o período 2019-2022..... 52
Tabela 10 - Funções discriminantes com coeficientes padronizados para o período 2019-2022..... 53
Tabela 11 - Matriz estrutural para o período 2019-2022..... 54
Tabela 12 - Resultados da classificação para o período 2019-2022..... 55
Tabela 13 - Distribuições de probabilidade dos indicadores do modelo de Elizabetsky..... 57
Tabela 14 - Distribuições de probabilidade dos indicadores do modelo de Kanitz..... 58
Tabela 15 - Distribuições de probabilidade dos indicadores do modelo de Matias..... 59
Tabela 16 - Análise de risco de insolvência do fator pelo modelo de Elizabetsky..... 60
Tabela 17 - Análise de risco de insolvência do fator pelo modelo de Kanitz..... 61
Tabela 18 - Análise de risco de insolvência do fator pelo modelo de Matias..... 62
Tabela D.1 - Correlação das simulações dos indicadores do Modelo de Elizabetsky... 80
Tabela E.1 - Correlação das simulações dos indicadores do Modelo de Kanitz..... 81
Tabela F.1 - Correlação das simulações dos indicadores do Modelo de Matias..... 82

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AIC	Critério de Informação de Akaike
ANC	Ativo Não Circulante
ANOVA	Análise de Variância
AT	Ativo Total
B3	Brasil, Bolsa, Balcão
BACEN	Banco Central do Brasil
CEPEA	Centro de Estudos Avançados em Economia Aplicada
COVID-19	Coronavirus Disease 2019
ECP	Endividamento de Custo Prazo
EMBRAPA	Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária
ESG	Environmental, Social and Governance
FAO	Food and Agriculture Organization
FGV	Fundação Getúlio Vargas
FI	Fator de Insolvência
FINAN E EMP./AC	Financiamentos e Empréstimos Bancários sobre Ativo Circulante
IAGRO	Índice Agronegócio
IBRE	Instituto Brasileiro de Economia
IGP-DI	Índice Geral de Preços - Disponibilidade Interna
IPCA	Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo
LC	Liquidez Corrente
LG	Liquidez Geral
LS	Liquidez Seca
MAPA	Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento
ML	Margem Líquida
NEG	Nível de Endividamento Geral

OECD	Organization for Economic Co-operation and Development
PERC	Percentil
PIB	Produto Interno Bruto
ROE	Return on Equity
SIG	Significância Estatística
SPSS	Statistical Package for the Social Sciences
USDA	United States Department of Agriculture
USP	Universidade de São Paulo
VBP	Valor Bruto da Produção

SUMÁRIO

1	**INTRODUÇÃO**.....	15
1.1	**O problema e sua importância**.....	15
1.1	**Objetivos geral e específicos**.....	17
1.2	**Estrutura do texto**.....	17
2	**REVISÃO DE LITERATURA**.....	19
2.1	**Insolvência Corporativa**.....	19
2.2	**Modelos de Previsão de Insolvência**.....	21
2.1.1	***Modelo de Elizabetsky***.....	*22*
2.1.2	***Modelo de Kanitz***.....	*24*
2.1.3	***Modelo de Matias***.....	*26*
2.2	**Risco no agronegócio**.....	28
3	**METODOLOGIA**.....	31
3.1	**Fonte, natureza dos dados e amostra**.....	31
3.1.1	***O Índice Agro Free Float Setorial B3 (IAGRO-FFS B3)***.....	*32*
3.2	**Cálculo e análise do índice de insolvência de empresas do Índice Agronegócio B3 (IAGRO)**.....	34
3.2	**Análise discriminante dos grupos de empresas do IAGRO**.....	35
3.3	**Análise de risco**.....	37
4	**RESULTADOS E DISCUSSÃO**.....	40
4.2	**Caracterização das empresas, segundo as metodologias utilizadas**.....	40
4.3	**Cálculo e análise do Fator de Insolvência para cada metodologia**.....	44
4.4	**Identificação dos indicadores que melhor discriminam os grupos de empresas do Índice Agronegócio B3**.....	49
4.5	**Análise de risco de insolvência**.....	56
4.5.1	***Identificação da distribuição de probabilidade das variáveis de risco***.....	*56*
4.5.2	***Análise de risco de insolvência***.....	*59*
4.5.3	***Análise de sensibilidade do fator de insolvência***.....	*63*
5	**CONCLUSÃO**.....	68
	REFERÊNCIAS.....	71
	APÊNDICE A – MODELO DE BALANÇO PATRIMONIAL (BP).....	77
	APÊNDICE B – MODELO DE DEMONSTRAÇÃO DE RESULTADO DE EXERCÍCIO (DRE).....	78

APÊNDICE C – SETORES DE ATUAÇÃO DAS EMPRESAS DO IAGRO B3……..... 79
APÊNDICE D – MATRIZ DE CORRELAÇÃO DAS SIMULAÇÕES DOS INDICADORES DO MODELO DE ELIZABETSKY…… 80
APÊNDICE E – MATRIZ DE CORRELAÇÃO DAS SIMULAÇÕES DOS INDICADORES DO MODELO DE KANITZ……. 81
APÊNDICE F – MATRIZ DE CORRELAÇÃO DAS SIMULAÇÕES DOS INDICADORES DO MODELO DE MATIAS……. 82

1 INTRODUÇÃO

O agronegócio brasileiro desempenha função de alto relevo 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 em decorrência da complexa e interligada cadeia produtiva, que transcende a atividade agropecuária e abrange diversos segmentos. Esses 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. Com efeito, o setor tornou-se responsável por 47,6% da pauta exportadora total do Brasil (MAPA, 2023).

1.1 O problema e sua importância

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 via de regulamentos e grupos sociais, mantendo a competitividade e a viabilidade ante a crescente demanda mundial por alimentos (Buainain, 2013).

A pandemia de COVID-19 chocou significativamente a economia mundial. No Brasil, a situação não foi diferente, porquanto, nos últimos anos, a economia brasileira buscou mitigar os reflexos e consequências deixados pela pandemia. Em aditamento, as oscilações naturais do mercado produzem incertezas e dificultam a previsão de retornos futuros. Em países em desenvolvimento, como o Brasil, o nível de volatilidade e risco é ainda maior, em razão tanto da instabilidade econômica quanto da situação política de natureza 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 influxos negativos 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 expressou um crescimento acumulado de 19,5% de 2019 a 2022, evidenciando os desafios enfrentados pelo setor em um estado de incertezas.

Sendo assim, empresas competitivas se destacam, principalmente, por sua habilidade de cumprir, consistentemente, com suas obrigações. Em assim sendo, a análise da capacidade de solvência emerge como instrumento 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 âmbito 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). Tal situação, 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 variadas 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) destacam, 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. Co suporte em indicadores específicos, seria possível, então, solucionar problemas financeiros, oferecendo informações sobre a capacidade da empresa de cumprir obrigações

fiscais, à medida em que o patrimônio é capaz de cobrir dívidas de extenso prazo e proporcionando informações acerca dos recursos financeiros atualmente disponíveis.

Salienta-se que o diferencial deste estudo está na análise de risco realizada por meio do Método de Monte Carlo, o qual concede o ensejo de se avaliar a probabilidade de as empresas apontarem fatores de insolvência que as classifiquem como insolventes. Brandão *et al.,* (2024) evidenciam que a gestão desses potenciais riscos visa a prever e elaborar estratégias adequadas para eventos adversos, mesmo após sua ocorrência, como no caso da COVID-19. Esse planejamento dá a oportunidade de delinear as decisões necessárias para recuperar a competitividade empresarial, refletindo práticas observadas em outros setores econômicos.

Nessa perspectiva, as questões centrais do presente estudo são: i. Quais indicadores financeiros e/ou econômicos são determinantes na identificação de insolvência de empresas do índice agronegócio B3? ii. Qual modelo de previsão de insolvência denota maior índice de acerto na classificação das empresas? iii. O período analisado (2019 a 2022), que inclui os anos da pandemia de COVID-19 (2020 a 2022), foi marcado por risco de insolvência para as empresas do Índice Agronegócio B3?

1.1 Objetivos geral e específicos

Assim, este experimento tem como objetivo geral prever e analisar o risco de insolvência das empresas do Índice Agronegócio B3 no Brasil. Especificamente, o relatado estudo pretende: (i) calcular e analisar o fator de insolvência, segundo os modelos de Elizabetsky, Kanitz e Matias para empresas do Índice Agronegócio B3 (IAGRO); (ii) identificar os indicadores que melhor discriminam os grupos de empresas do Índice Agronegócio B3 em relação ao fator de insolvência; e (iii) calcular o risco de insolvência das empresas para os modelos de Elizabetsky, Kanitz e Matias.

1.2 Estrutura do texto

Para atingir esses objetivos, esta pesquisa foi organizada em cinco partes: a

Introdução, desenvolvida até aqui; a Revisão de Literatura, onde são explicadas as bases conceituais e empíricas que sustentam as discussões dos resultados encontrados; a Metodologia, que caracteriza o estudo e seus métodos; os Resultados e Discussão obtidos após a aplicação das ferramentas estatísticas; e a Conclusão, que sintetiza as contribuições do ensaio.

2 REVISÃO DE LITERATURA

Esta seção oferece o embasamento teórico e conceitual que sustenta a análise do risco de insolvência no agronegócio brasileiro. Foram abordados temas como a insolvência corporativa e suas definições, os modelos de previsão de insolvência — com destaque para os aplicados neste estudo — e os riscos específicos enfrentados pelo setor, incluindo fatores macroeconômicos, volatilidade de mercado e impactos de eventos externos.

2.1 Insolvência Corporativa

A insolvência corporativa é um tema amplamente discutido na literatura, embora não haja consenso sobre sua definição. De maneira geral, é passível de ser compreendida como um estado em que uma empresa não consegue honrar seus compromissos financeiros com credores, sendo possível, eventualmente, levar à falência. Esse sinal de dificuldade financeira é capaz de acarretar implicações significativas, como redução no valor de mercado, exigência de pagamento à vista por parte dos fornecedores e cancelamento de pedidos por clientes, que temem não receber produtos ou serviços conforme restou acordado (Bae, 2012).

Altman (1968) aborda a insolvência sob a perspectiva dos acionistas, definindo-a como uma situação em que o retorno sobre as ações é inferior ao proporcionado pelo mercado. Já Gitman (1997) introduz o conceito de "insolvência técnica", ocorrente quando a empresa não logra cumprir suas obrigações no vencimento, mesmo que seus ativos ainda superem os passivos. Nesse caso, a empresa é propícia a evitar a falência, se conseguir converter ativos em caixa em um prazo razoável. Caso contrário, a insolvência técnica evolui para uma falência completa.

Gimenes (1998) define a insolvência como a condição em que a empresa anuncia a suspensão de pagamentos ou a quebra, indicando a incapacidade de cumprir com suas dívidas. Guimarães e Moreira (2008) reforçam essa ideia, explicando que a insolvência ocorre quando os ativos da empresa não são suficientes para cobrir suas obrigações, podendo resultar em falência. Em adição, é importante diferenciar insolvência de inadimplência.

Segundo Guimarães e Teixeira (2012), a inadimplência ocorre quando uma obrigação não é cumprida, apesar de haver condições para isso, enquanto a insolvência é um estado econômico relacionado ao patrimônio da empresa. Com vistas a compreender melhor a insolvência, é essencial diferenciá-la de conceitos relacionados, como liquidez e solvência. De acordo com Assaf Neto (2020), a liquidez refere-se à capacidade de uma empresa honrar suas obrigações de curto prazo, utilizando recursos disponíveis no ativo circulante, como caixa, estoques e contas a receber. Já a solvência está relacionada à capacidade de cumprir com todas as obrigações, tanto de curto quanto de extenso prazo, refletindo a saúde financeira global da empresa. Enquanto a liquidez é um indicador de curto prazo, a solvência abrange uma perspectiva mais ampla, considerando a estrutura de capital e a geração de receitas futuras.

Diversos fatores são suscetíveis de conduzir uma empresa à insolvência. Gimenes (1998) classifica esses fatores em causas externas e internas. Entre as causas externas, destacam-se a queda na demanda, crises econômicas, políticas governamentais desfavoráveis e mudanças na sociedade. Já as de ordem interna incluem gestão ineficiente, estratégias inadequadas, sistema produtivo ineficaz, endividamento excessivo e morosidade elevada. Backer e Gosman (1978) complementam essa análise, ressaltando que a dependência de debêntures, crédito comercial e empréstimos bancários aumenta a probabilidade de insolvência, especialmente em circunstâncias de instabilidade econômica, como frequentemente observado em países emergentes (Santos, 2021).

Os dados contábeis de uma empresa, mostrados no formato de indicadores financeiros, são fundamentais para a análise de sua saúde financeira. Entre esses indicadores, a solvência é de suma importância, pois reflete a capacidade da empresa de honrar suas dívidas de curto e longo prazo (Troacã, 2013). A análise conjunta desses índices proporciona uma visão abrangente da situação financeira da organização, auxiliando na identificação de riscos e na tomada de decisões estratégicas.

Em síntese, a insolvência corporativa é um fenômeno complexo e multifacetado, com implicações significativas para a economia, a gestão de riscos e a regulação do mercado. Compreender suas causas, diferenças conceituais e impactos é essencial para a prevenção de crises financeiras e a promoção da sustentabilidade empresarial.

2.2 Modelos de Previsão de Insolvência

Os modelos de previsão de insolvência são iniciativas que intentam reduzir a incerteza quanto à continuidade das empresas. O emprego de dados contábeis nesses modelos encontra amparo na Lei 11.101/2005, que destaca a responsabilidade da contabilidade no fornecimento de informações oportunas para subsidiar os processos decisórios de administradores e gestores.

De tal maneira, os modelos de previsão de insolvência expressos na literatura desenvolvem função indescartável na identificação de possíveis situações de risco. Para realizar essa análise, é imperativo dispor dos dados contábeis da empresa, os quais são extraídos das demonstrações financeiras das organizações. Esses indicadores visam a fornecer o máximo de informações para embasar as decisões dos gestores (Barros, 2013).

A análise das demonstrações financeiras, por sua vez, configura-se como um instrumento complementar nos processos decisórios. Além de ser um instrumento de auxílio na formulação de estratégias da organização, ela fornece subsídios importantes aos gestores, destacando informações cruciais sobre a rentabilidade e a liquidez da empresa (Matarazzo, 2010). A combinação da legislação específica com os modelos de previsão e a análise das demonstrações financeiras oferece um panorama abrangente para apoiar a tomada de decisões e a gestão eficiente das organizações.

O interesse dos pesquisadores no desenvolvimento de modelos de previsão de insolvência teve início no período pós-guerra, na década de 1930, quando o pioneiro Fitzpatrick empregou métodos de observação e conduziu um estudo no qual comparou 19 empresas que faliram com 19 outras bem-sucedidas durante o período de 1920 a 1929. Os resultados indicaram que os índices derivados das demonstrações financeiras ofereciam informações relevantes sobre o risco de inadimplência das entidades (Fitzpatrick, 1932).

Foi, entretanto, na década de 1960 que esses modelos ganharam destaque com a aplicação de técnicas estatísticas diversas (Pinheiro *et al.*, 2007). Em 1966, Beaver levou a público o primeiro estudo que utilizou técnicas estatísticas univariadas para prever a falência de empresas.

Altman (1968) introduziu a análise discriminante multivariada, estimulando

uma série de estudos subsequentes, como Kanitz (1974), Elizabetsky (1976), Matias (1978) e Silva (1982). Todos esses métodos fundamentam-se no desenvolvimento de análises discriminantes, utilizando séries históricas para estabelecer equações que predigam a insolvência das empresas.

Segundo Birolo, Cittadin e Ritta (2011), os modelos quantitativos de previsão de insolvência empregam indicadores contábeis para categorizar as empresas como solventes ou insolventes, mediante a pontuação obtida na função discriminante. Na década de 80, do século XX, surgiram modelos de regressão logística, inaugurados por Ohlson (1980). Mais recentemente, foram explorados modelos baseados em redes neurais (Almeida, 1993).

À extensão temporal, vários autores, com frequência, elaboram modelos matemáticos com o objetivo principal de analisar o risco de crédito. Nessa linha de pesquisa, a ideia central é identificar características comuns entre as empresas insolventes, possibilitando a observação de tendências em direção a desequilíbrios econômico-financeiros (Michatowski, 2019).

Em tempos de instabilidade econômica, é comum que as empresas enfrentem desafios financeiros. Em certas circunstâncias, no entanto, esses desafios são passíveis de se agravar, levando a empresa a perder sua capacidade de honrar as dívidas, resultando em insolvência.

Em expressas situações, destaca-se a importância da utilização de modelos de previsão de insolvência, desenvolvidos com o objetivo de avaliar a solvência das organizações. Esses modelos não têm a capacidade de prever com certeza se uma empresa irá falir ou tornar-se inadimplente, mas oferecem *insights* sobre as possíveis consequências, caso a empresa mantenha sua trajetória atual (Silva; Panichi, 2017).

Em tal contextura, no trabalho agora sustentado, realizou-se a aplicação dos modelos de previsão de insolvência mais amplamente utilizados no Brasil, desenvolvidos por Elisabetsky (1976), Matias (1978) e Kanitz (1978).

2.2.1 Modelo de Elizabetsky

Em 1976, Roberto Elisabetsky 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 havidas em situações financeiras desfavoráveis.

Elizabetsky (1976) elaborou seu modelo considerando 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 $X1$ reflete a Margem de Lucro Líquido e serve como um indicador de rentabilidade e indica quanto a empresa obtém de lucro para cada R$100 vendidos. Assim, quanto maior o índice, mais benéfico é para a empresa (Matarazzo, 2010).

As variáveis $X2$ e $X3$ representam indicadores que ilustram a disponibilidade de capital de curto prazo. O cálculo da razão entre o disponível e o ativo não circulante, segundo Bruni (2011), é o que verdadeiramente se destaca como um indicador de liquidez entre todos os indicadores de capacidade de pagamento, pois considera os elementos patrimoniais do ativo não circulante, conversíveis em dinheiro imediatamente. Se o valor da razão for alto, indica que a empresa possui uma quantidade significativa de recursos disponíveis em relação aos seus ativos de longo prazo. Tal sugere boa liquidez para atender às obrigações de curto prazo, além de potencial para investimentos futuros.

Já o índice que deriva da razão entre as Contas a Receber e o Ativo Total é capaz de fornecer informações acerca da gestão de crédito, ou seja, um alto valor desse índice aponta que a empresa está estendendo o prazo aos clientes de modo significativo, aumentando as chances de inadimplência. Em outras perspectivas,

esse índice também expressa se a empresa está enfrentando problema de liquidez, tendo em vista que uma grande parte do seu ativo está retido em Contas a Receber.

A variável $X4$ indica a proporção do estoque em relação ao total do ativo da empresa, enquanto a variável $X5$ avalia o endividamento de curto prazo, ou seja, a parcela do ativo total comprometida com dívidas de curto prazo (Barros, 2013).

A divisão do estoque pelo ativo total oferece informações acerca da administração do estoque da empresa, ao passo que uma baixa proporção é habilitada a indicar que a empresa está gerenciando seu estoque de maneira eficaz para evitar excessos ou falta de estoque. Demais disso, é capaz de sugerir um giro mais rápido de estoque, o que significa que a empresa está vendendo seus produtos mais rapidamente e convertendo-os em receita. Observa-se que houve pouca variação desse índice ao largo dos anos observados.

O endividamento de curto prazo calculado por meio da proporção entre o passivo circulante e o ativo total, $X5$, evidencia a capacidade da organização em cobrir despesas de curto prazo com os recursos disponíveis. Quanto menor essa proporção, maior é a capacidade da empresa de honrar com seus compromissos. Isso indica uma posição financeira mais sólida e menos dependente de dívidas de curto prazo. Não houve grandes disparidades na média à extensão dos anos.

Com base nos resultados derivados do cálculo do mencionado modelo, a classificação do nível de solvência ou insolvência da empresa é determinada, estabelecendo-se o ponto crítico em 0,5. Se a empresa analisada estiver abaixo desse valor, é considerada em estado de insolvência. Por outro lado, se o valor ultrapassar o ponto crítico, ela é considerada em estado de solvência (Matarazzo, 2010).

Ressalta-se que, conforme a Lei nº 11.638 de 2007, o ativo permanente foi abolido em 4 de dezembro de 2008 pela Medida Provisória 449/2008, convertida na Lei 11.941/2009 (Artigo 178), integrando o Ativo Permanente ao Ativo Não Circulante.

2.2.2 Modelo de Kanitz

Kassai e Kassai (1998) evidenciam 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 cinco mil demonstrações contábeis de empresas brasileiras de pequeno e médio porte. Dentre essas, 21 que haviam declarado falência no período de 1972 a 1974 foram tomadas aleatoriamente para análise (Barros, 2013).

Kanitz (1978) elaborou 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". Este 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 e Lima, 2009).

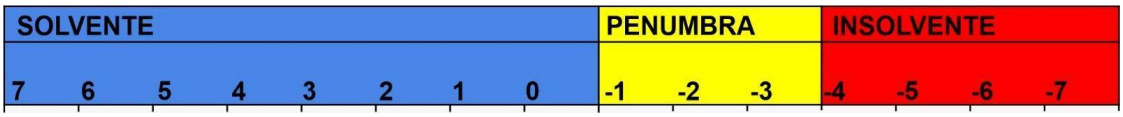
O índice de liquidez seca analisa a habilidade da empresa de honrar suas obrigações de curto prazo com os recursos disponíveis, mesmo considerando a possibilidade improvável de não conseguir vender seu estoque (Assaf Neto, 2020). De efeito, quanto maior o valor do índice, melhor para a empresa.

A liquidez corrente corresponde à capacidade da empresa de pagar suas

dívidas a curto prazo com os seus ativos circulantes, ou seja, aqueles que facilmente conversíveis em dinheiro dentro de um ano, como caixa, equivalentes de caixa, contas a receber e estoque (Barros, 2013). 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 organização possui para cada R$ 1,00 de ativos. Idealmente, um índice menor aponta uma situação mais favorável para a empresa, já que ela teria mais recursos próprios disponíveis, proporcionando 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 variados níveis de insolvência. Empresas com pontuações de -7 a - 4 são consideradas insolventes, enquanto aquelas com pontuações de -3 a -1 encontram-se na penumbra, caracterizando uma situação intermediária. A seu turno, as organizações com pontuações de 0 a +7 são classificadas como solventes (Kassai; Kassai, 1998):

Figura 1: Termômetro de Kanitz (1978)



Fonte: Adaptado de Matarazzo (2010).

2.2.3 Modelo 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, 50 foram identificadas como solventes, enquanto as outras 50 foram havidas como insolventes.

O modelo discriminante para previsão de insolvência elaborado por Matias é assim constituído:

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

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, expressa o maior peso, 23,792, e serve como um indicador de capital próprio, apontando a parcela do ativo que é composto pelo patrimônio líquido. Essa métrica fornece informações sobre a parcela de financiamento da empresa, que vem dos próprios recursos, em comparação com os recursos obtidos por meio de dívidas e outras fontes externas de financiamento. Dessa maneira, 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

refere-se à margem operacional e reflete a capacidade de a empresa gerar lucro por meio das suas atividades principais.

A variável X6 é um indicador de estrutura de capital, visando a 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 é capaz de indicar uma posição mais líquida no que concerne 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 mostrar uma tendência à insolvência no período de um ano.

Segundo Matias (1996), a principal limitação do modelo está na dependência do contexto econômico vigente no momento de sua elaboração. Assim, a aplicabilidade do modelo é suscetível de ser afetada por variações temporais, uma vez que os pesos atribuídos aos indicadores econômicos são modificáveis conforme as condições econômicas do período analisado.

2.3 Risco no agronegócio

Sempre que a incerteza sobre um evento é quantificada por meio de probabilidades, diz- se que a decisão financeira envolve risco. Portanto, o risco se refere, essencialmente, à capacidade de medir o estado de incerteza com base no conhecimento prévio das probabilidades associadas à ocorrência de determinados resultados (Assaf Neto; Lima, 2009).

Esse conceito difere da incerteza, que, conforme definido por Knight (1921), se reporta a eventos imprevisíveis e incalculáveis, onde não há base para estimar probabilidades. Keynes (1936) amplia essa discussão, ao destacar o papel relevante da incerteza na economia, argumentando que ela surge, não apenas, da falta de informação, mas, também, de um estado de conhecimento incompleto que permeia todas as decisões econômicas. Gallis (2018) e Saraguro (2023) discutem essa distinção nos âmbitos de decisão financeira e econômica. Gallis enfatiza a importância da informação e do controle de risco em investimentos financeiros, e Saraguro destaca o impacto dessa diferenciação na tomada de decisões econômicas.

No contexto do agronegócio, esses conceitos ganham relevância em decorrência da alta exposição do setor a fatores imprevisíveis, como clima, preços e políticas governamentais. Moreira *et al.* (2012) ressaltam que, embora a eliminação total dos riscos não seja viável, seu gerenciamento é essencial para equilibrar a possibilidade de ganhos elevados com a minimização de perdas. Ozaki (2012) classifica os riscos no agronegócio em quatro categorias principais: riscos de produção, de preço, de crédito e de contratos. Cada um desses riscos á passível de ser mitigado por meio de estratégias específicas, como zoneamento agrícola, contratos futuros, seguros e cláusulas de arbitragem.

Além desses riscos, o agronegócio enfrenta desafios singulares, como a instabilidade climática e o controle de pragas, inerentes à atividade rural. Miceli (2018) elenca os principais riscos aos quais os produtores e empresas do setor estão expostos, conforme está à continuação.

1. Risco climático: ligados às intempéries climáticas, surgimento de pragas e outros fenômenos da natureza. Uma maneiras de minimizar os prejuízos deste tipo de risco seria a contratação de seguros.
2. Risco de crédito: refere-se à probabilidade de um devedor não cumprir suas obrigações financeiras, resultando em perdas para o credor. Esse risco é particularmente relevante em um setor onde o acesso ao crédito é essencial para financiar insumos e investimentos (Bortolini, 2022).
3. Risco operacional: resulta de falhas ou inadequações nos processos internos, como erros humanos, falhas em sistemas ou eventos externos. A elaboração de uma matriz de risco operacional é um meio eficaz para identificar e mensurar esse tipo de risco (Rodríguez, 2011).
4. Risco de preço: envolve a volatilidade dos preços dos produtos agrícolas, suscetível de afetar a lucratividade, tanto do produtor quanto do comprador. Para o produtor, a queda nos preços impede a cobertura dos custos de produção, enquanto para o comprador, o aumento nos preços dos insumos diminui a margem de lucro (Miceli, 2018).

O gerenciamento de riscos no agronegócio é particularmente desafiador haja vista a diversidade de fatores envolvidos e as especificidades de cada perfil de produtor. Conforme destacado pelo CEPEA (2018), não há apenas uma estratégia aplicável a todos os casos, sendo necessário o uso de variados meios e abordagens

para lidar com as diversas situações em curso no setor. Entre os meios mais utilizados estão os seguros agrícolas, os contratos futuros e as análises de cenários.

Reconhecendo que, no mundo real, as variáveis que influenciam o sistema econômico possuem um componente aleatório, os modelos deterministas, frequentemente utilizados na tomada de decisões, passaram a ser amplamente questionados. Isso abriu espaço para o desenvolvimento e aplicação de modelos mais realistas que consideram risco e incerteza (Pareja, 2009).

Diversos modelos são empregados na mensuração do risco relacionado à projeção de valores. Entre eles, destacam-se a análise de sensibilidade, que consiste em avaliar as variações nos resultados calculados após alterações em uma determinada variável; a análise de cenários, que é uma variante da análise de sensibilidade, onde se estuda uma série de cenários distintos com os quais o projeto é capaz de se deparar, considerando as relações entre as variáveis e suas mudanças simultâneas; e, a mais robusta dentre as mencionadas, a simulação de Monte Carlo (Correia Neto, 2009).

O Método de Monte Carlo (MMC) é amplamente utilizado em pesquisas direcionadas para a análise de risco em empreendimentos do agronegócio. Lima e Campos (2018) aplicaram essa abordagem para avaliar o risco da fruticultura irrigada na microrregião do Cariri. De igual maneira, Campos *et al.*, (2020) empregaram simulações de Monte Carlo para analisar a viabilidade econômica da produção de banana em Missão Velha, Ceará. Demais disso, Campos e Campos (2017) utilizaram o método para examinar a produção de coco irrigado no Projeto de Irrigação Curu-Paraipaba, Ceará, considerando tanto cenários determinísticos quanto de risco. Martins *et al.*, (2016) também recorreram ao MMC para investigar a viabilidade da produção de acerola orgânica no Piauí.

3 METODOLOGIA

Esta seção descreve os procedimentos metodológicos adotados no estudo. Inicialmente, vêm a amostra e os dados utilizados, que incluem informações financeiras e demonstrações contábeis das empresas do setor de agronegócio listadas na Bolsa de Valores brasileira, referentes ao período de 2019 a 2022. Em seguida, detalha-se o Índice Agronegócio B3 (IAGRO), que reúne as principais empresas do setor e serve como base para a seleção da amostra. Para examinar os indicadores, foi aplicada a análise discriminante, identificando-se os indicativos financeiros e/ou econômicos determinantes da insolvência nas empresas do IAGRO, classificando-as em grupos de solvência e insolvência. Além o mais, recorreu-se ao Método de Monte Carlo para simular cenários de risco e calcular a probabilidade de insolvência.

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, cujas áreas de atuação estão detalhadas no Apêndice C. Os dados utilizados são de origem secundária e foram extraídos dos Balanços Patrimoniais (BP) e das Demonstrações do Resultado do Exercício (DRE), cujos modelos compõem os Apêndices A e B. 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 carreou 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 SLC Agrícola	Agricultura	Randon Recrusul Tupy	Transporte rodoviário
		Armac Kepler Weber	Máq. e Equip. Industriais
Assai Camil Carrefour Br Grupo Mateus M. Dias Branco	Alimentos	Hidrovias	Transporte hidroviário
		Rumo S. A	Transporte ferroviário
		Ambev S. A	Cervejas e Refrigerantes
		Cosan	Exploração, Refino e Distribuição
		Vamos	Aluguel de carros
JBS Marfrig Minerva	Carnes e derivados	Irani	Embalagens
		Dexco	Madeira
		Arezzo co	Tecidos, Vestuário e Calçados

Fonte: Elaboração própria.

3.1.1 O Índice Agro Free Float Setorial B3 (IAGRO-FFS B3)

O IAGRO B3, lançado em 2022, é uma carteira teórica desenvolvida pela Bolsa de Valores brasileira (B3), composta por empresas vinculadas ao agronegócio e ao setor de *commodities*. Seu principal objetivo é servir como um indicador do desempenho médio das ações de companhias do agronegócio com

capital aberto. Constitui o primeiro índice exclusivamente dedicado a esse segmento (Borsatto *et al*., 2023).

Impende evidenciar-se que sua composição não se limita a empresas diretamente envolvidas no agronegócio, mas abrange toda a cadeia produtiva, incluindo o mercado primário, fornecedores de insumos, agroindústrias e prestadores de serviços relacionados ao setor, conforme especificado no Quadro 2.

A escolha do Índice Agronegócio B3 (IAGRO B3) como base para a composição da amostra deste estudo foi fundamentada nos critérios rigorosos exigidos para a inclusão de empresas nesse rol. Para serem listadas no IAGRO, as companhias devem atender a requisitos que garantem sua confiabilidade, como não estarem sob recuperação judicial ou extrajudicial, em regime especial de administração temporária, intervenção ou qualquer outra condição especial de listagem (B3, 2024).

Diversos autores já utilizaram a mesma amostra para abordar distintas temáticas. Borsatto *et al*., (2023) evidenciaram que a maioria das empresas do IAGRO exprime bom desempenho na adoção de práticas de ESG (*Environmental, Social, and Governance*). Sena *et al*., (2023) analisaram o impacto da guerra Rússia-Ucrânia na contribuição em risco do mercado acionário russo, tanto para o mercado acionário brasileiro quanto para o setor de agronegócio, e concluíram que, apesar dos altos custos de produção, o Brasil conseguiu mitigar os efeitos da guerra, estabilizando sua economia e mantendo a oferta de produtos agrícolas. Por sua vez, Alves, Ferreira e Melo (2023) investigaram a volatilidade dos índices acionários do mercado brasileiro durante a pandemia de COVID-19 e constataram que o IAGRO exibiu uma volatilidade inicial elevada, posteriormente normalizada.

Em adição, as companhias listadas no índice devem manter padrões elevados de liquidez, capitalização de mercado e de relevância no setor. Com efeito, ocorre uma reavaliação quadrimestral das empresas integrantes, e aquelas que não atendem aos critérios estabelecidos são excluídas do índice.

Conforme Zenaro (2023), a criação do IAGRO foi capaz de intensificar o desenvolvimento de produtos dirigidos, especificamente, para o agronegócio, por via de iniciativas que promovem a proteção e o financiamento desse setor estratégico, contribuindo para seu crescimento e fortalecimento no âmbito econômico.

Quadro 2: Atividades econômicas dos subsetores do IAGRO B3

Subsetor Agronegócio	**Atividades Econômicas Ligadas**
Primário	Agricultura, pecuária, floresta e pesca.
Insumos	Alimentação para animais, defensivos, fertilizantes e corretivos de solo e medicamentos para uso veterinários.
Agroindústria	Preparação de carnes, laticínios, artigos de couro e calçados à base de couro, açúcar e etanol, torragem e moagem de café, conservas de vegetais, fabricação de óleos e gorduras vegetais e animais, fabricação de bebidas e produtos de fumo, vestuários e acessórios de base natural, fabricação e produtos de madeira, fabricação de celulose, papel e produtos de papel.
Agroserviços	Transporte e logística de produtos do agronegócio, comercio de equipamentos agrícolas (como veículos e máquinas), armazenamento de produtos agrícolas e outros serviços

Fonte: Elaboração própria, com base em informações da B3 (2024).

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 (FGV, 2024).

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.

3.2 Análise discriminante dos grupos de empresas do IAGRO

A análise discriminante, aplicada por meio do *software* SPSS, foi a técnica estatística utilizada na identificação e análise dos principais indicadores financeiros e econômicos que melhor discriminam os grupos de empresas definidos pela formulação dos modelos de previsão de insolvência.

Segundo Fávero *et al.,* (2009), a Análise Discriminante detecta a relação entre variáveis independentes quantitativas e uma variável dependente qualitativa, com duas ou mais classificações. Um dos objetivos dessa técnica é utilizar as variáveis identificadas como explicativas de uma classe específica para formular regras de classificação de observações futuras.

Em termos gerais, a Análise Discriminante tem quatro objetivos principais: a) identificar uma ou mais funções capazes de realizar a discriminação mais eficaz entre duas ou mais populações; b) avaliar a classificação previamente atribuída de um elemento (objeto) em uma população específica; c) estabelecer critérios para atribuir um ou mais elementos a uma ou mais populações; e d) determinar quais variáveis observadas que caracterizam os elementos têm a maior capacidade de discriminação (Müller *et al*., 2007).

Em conformidade com Fávero *et al*., (2009), a análise discriminante exprime dois pressupostos principais: a normalidade multivariada das variáveis explicativas e a homogeneidade das matrizes de variância e covariância dos grupos. Os autores ressaltam que, caso haja violação do primeiro pressuposto citado por assimetria da distribuição, a aplicação da técnica não será modificada. O pressuposto referente à existência de heterocedasticidade, verificado através do teste Box's M, é capaz de ser sensível ao tamanho da amostra utilizada e à violação da distribuição normal multivariada.

Além dos pressupostos principais, para obter um resultado consistente, deve-se levar em conta as demais premissas da análise discriminante: a linearidade entre as variáveis analisadas nos grupos, a ausência de multicolinearidade e a inexistência de *outliers.*

A aplicação do modelo inicia-se com a formulação da função discriminante, com procedência na qual são derivadas as observações discriminadas. Foi adotado o método simultâneo em que todas as variáveis independentes (preditoras) são

introduzidas na análise ao mesmo tempo. Diferentemente do método passo a passo, onde as variáveis são adicionadas uma de cada vez, no método simultâneo, todas as variáveis são consideradas simultaneamente.

O teste de igualdade de médias entre os grupos é utilizado para identificar as variáveis que melhor se distinguem entre eles. A estatística Lambda de Wilks é usada para avaliar essa capacidade discriminatória, variando de 0 a 1, sendo que valores menores indicam maior capacidade da discriminação. O teste ANOVA é aplicado para validar a estatística Lambda de Wilks e identificar as variáveis que contribuem significativamente para a discriminação entre os grupos, com um nível de significância de 0,05 (Mingoti, 2007).

Após identificar as funções discriminantes que maximizam a separação entre os grupos, é necessário avaliar sua significância estatística. Valores mais altos de Lambda de Wilks indicam maior similaridade entre os grupos e menor contribuição das variáveis para a discriminação entre eles, conforme mencionado anteriormente no teste ANOVA (Fávero *et al*., 2009).

A função discriminante gerada está no seguinte formato:

$$Y = \alpha 1 * X1i + \alpha 2 * X2i + \cdots + \alpha p * Xpi, \quad (4)$$

em que:

Y = pontuação ou escore discriminante;

α = coeficiente ou o peso discriminante;

X = variável independente.

O cálculo do escore Y proporciona uma abordagem direta para a comparação de observações em cada função discriminante. Quanto mais próximos os escores Y de duas observações, maior é a semelhança entre elas em termos das variáveis consideradas na função discriminante.

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 variegados 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. Quando, no entanto, os grupos têm tamanhos diferentes, a probabilidade de classificação dos indivíduos também varia. Portanto, no cálculo do escore crítico, são consideradas essas diversificadas probabilidades para obter uma classificação mais próxima da precisão (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).

3.3 Análise de risco

O Método de Monte Carlo (MMC), também conhecido como simulação de Monte Carlo (SMC), utiliza ferramentas computacionais para modelar cenários futuros, baseando-se em variáveis cujos valores são gerados aleatoriamente dentro de uma distribuição de probabilidade que as representa (Correia Neto, 2009).

Estão na sequência as etapas para realizar a simulação de Monte Carlo.

a) Identificação da distribuição de probabilidade dos indicadores de cada

modelo de insolvência: a identificação apropriada das distribuições de probabilidade para os dados de entrada (*inputs*) é essencial no processo de simulação (Evans e Olson, 1998).

Neste estudo, utilizou-se o Critério de Informação de Akaike (AIC) para realizar a seleção da distribuição mais adequada. Segundo Emiliano *et al.* (2010), este critério possui bom desempenho ao se trabalhar com uma amostra inferior a 500. Neste caso, ao se operar com dados empilhados, o estudo conta com 120 observações.

O AIC combina dois elementos essenciais: a qualidade do ajuste do modelo aos dados observados e uma penalização proporcional à complexidade do modelo, medida pelo número de parâmetros estimados.

Akaike (1974) definiu seu critério de informação como:

$$AIC = -2\,log\,L\,(\theta) + 2\,(p) \tag{5}$$

em que L é a verossimilhança do modelo e p é o número de parâmetros.

Em sendo deste modo, valores menores de AIC indicam que a distribuição selecionada está mais próxima do modelo que melhor representa os dados observados, ou seja, do modelo mais adequado para descrever a realidade (Lima, 2018). Com essa abordagem, identificou-se a distribuição de probabilidade que minimiza a perda de informação e melhor reflete o comportamento das variáveis analisadas.

Após a definição das distribuições de probabilidade das variáveis de entrada, torna-se necessário verificar a existência de correlação entre elas (Oliveira e Medeiros Neto, 2012). Essa etapa é conduzida por meio do *software* @RISK.

b) Simulação de Valores Aleatórios: utilizando o *software* @RISK, foram realizadas 10 mil simulações de valores aleatórios para cada indicador econômico empregado no cálculo dos fatores de insolvência dos modelos de Elizabetsky (1976), Kanitz (1978) e Matias (1978).

c) Cálculo dos Fatores de Insolvência: o fator de insolvência é a variável de saída (*output*) da simulação. Após a geração dos valores aleatórios, foi efetuado o cálculo dos fatores de insolvência para cada uma das metodologias utilizadas no estudo.

d) Distribuição Cumulativa de Probabilidade: a simulação foi repetida por um número adequado de vezes para configurar a distribuição cumulativa de

probabilidade dos indicadores. Com isso, estimou-se a distribuição de frequência, utilizando dados agrupados em intervalos de classe, resultando na obtenção da distribuição de frequência acumulada. As distribuições cumulativas de probabilidade geradas indicam o grau de risco assumido pelo tomador de decisão em relação à atividade. Assim, as decisões se baseiam nessas distribuições.

e) Análise dos Resultados: envolve a interpretação da distribuição cumulativa de probabilidade, focando na probabilidade de o fator de insolvência exceder um ponto crítico previamente estabelecido. A análise foi conduzida considerando as regras para cada modelo indicadas sequentemente.

Modelos de Elizabetsky e Matias: se o fator de insolvência for superior a 0,5, a empresa é considerada solvente; se for inferior a 0,5, é tomada como insolvente.

Modelo de Kanitz: se o fator de insolvência for superior a 0,0 (zero), a empresa é havida como solvente; se for inferior a 0,0, é vista em estado de penumbra ou insolvente.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Esta seção apresenta e discute os principais resultados obtidos a partir da análise dos dados econômico-financeiros das empresas do Índice do Agronegócio B3 (IAGRO B3), no período de 2019 a 2022. Primeiramente, são apresentadas as estatísticas descritivas da amostra referentes aos indicadores utilizados nos modelos de previsão de insolvência, com o objetivo de caracterizar o perfil das empresas analisadas.

Em seguida, procede-se à classificação das empresas conforme os critérios estabelecidos pelas metodologias adotadas, permitindo a identificação preliminar de firmas solventes e insolventes. Na sequência, foi realizada a análise discriminante, acompanhada de seus respectivos testes estatísticos, visando verificar a capacidade dos modelos em distinguir os grupos previamente definidos e apontar quais indicadores econômico-financeiros são determinantes na insolvência das empresas analisadas.

Posteriormente, apresenta-se a análise de risco de insolvência com base no método de simulação de Monte Carlo, possibilitando a estimativa probabilística do fator de insolvência das empresas, considerando a incerteza associada às variáveis-chave. Por fim, é realizada a análise de sensibilidade, a fim de identificar os fatores que exercem maior influência sobre os resultados simulados e, consequentemente, sobre o risco de insolvência.

4.2 Caracterização das empresas, segundo as metodologias utilizadas

A Tabela 1 contém a estatística descritiva da amostra para os indicadores econômicos e financeiros utilizados no modelo de Elizabetsky (1976), em cada um dos anos analisados.

É notório o fato de que a média da margem líquida, o indicador de maior relevância no modelo, apontou um crescimento contínuo com início em 2020. Esse desempenho é atribuível ao crescimento das vendas no setor, uma vez que, em 2020, o Valor Bruto da Produção Agropecuária (VBP) atingiu o recorde de R$ 871,3 bilhões, representando um crescimento de 17% em relação ao ano anterior. O maior valor médio foi registrado em 2022, quando o VBP alcançou a marca de R$ 1,189 trilhão (Ministério da Agricultura e Pecuária, 2022).

Tabela 1 - Estatística descritiva das variáveis do Modelo Elizabetsky (2019-2022)

2019					
	Margem Líquida (ML)	Disponível/ANC	Contas a receber/AT	Estoque/AT	Endividamento CP (ECP)
Média	0,07	0,95	0,09	0,08	0,22
Mínimo	-0,19	0,02	0,00	0,00	0,09
Máximo	0,49	15,99	0,29	0,37	0,66
Coeficiente de variação	157,25	301,99	97,47	99,94	118,87
2020					
	Margem Líquida (ML)	Disponível/ANC	Contas a receber/AT	Estoque/AT	Endividamento CP (ECP)
Média	0,05	0,97	0,10	0,10	0,27
Mínimo	-0,35	0,01	0,01	0,00	0,08
Máximo	0,25	11,06	0,66	0,34	0,59
Coeficiente de variação	212,70	209,86	118,20	82,24	51,89
2021					
	Margem Líquida (ML)	Disponível/ANC	Contas a receber/AT	Estoque/AT	Endividamento CP (ECP)
Média	0,11	0,52	0,08	0,12	0,26
Mínimo	-0,30	0,00	0,01	0,00	0,09
Máximo	0,48	6,78	0,20	0,35	0,49
Coeficiente de variação	116,32	231,19	72,34	79,30	49,99
2022					
	Margem Líquida (ML)	Disponível/ANC	Contas a receber/AT	Estoque/AT	Endividamento CP (ECP)
Média	0,12	0,51	0,08	0,12	0,34
Mínimo	-0,17	0,00	0,01	0,00	0,11
Máximo	0,47	3,40	0,20	0,33	2,65
Coeficiente de variação	113,71	124,81	72,97	73,93	133,56

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

A Tabela 2 mostra os resultados da estatística descritiva para os indicadores que compõem o modelo de Kanitz. A média do ROE manteve-se positiva à extensão de todo o período analisado, com destaque para o crescimento de 50% na média de 2020 em relação ao ano seguinte. Esse aumento é atribuível ao mesmo fator mencionado na análise da margem líquida: o crescimento do lucro líquido das empresas, impulsionado pelo aumento da receita durante os anos da pandemia (Ministério da Agricultura e Pecuária, 2022).

A liquidez seca e a liquidez corrente apresentaram valores médios acima de 1 em todo período, ou seja, para cada R$ 1,00 de dívida de curto prazo, as empresas têm, em média, 1,40, 1,46, 1,72 e 1,43 para os anos de 2019 a 2022, respectivamente. Isso reflete o bom nível de solvência de curto prazo das empresas, indicando que, em média, elas possuem ativos suficientes para honrar seus

compromissos imediatos sem depender da venda de estoques. Essa condição é positiva do ponto de vista da saúde financeira, pois revela capacidade de pagamento das obrigações correntes mesmo em cenários de pressão sobre o capital de giro.

Em contrapartida, o índice de endividamento geral (NEG), medido pela relação entre passivo total e patrimônio líquido, revelou oscilações no decurso do período. O valor mínimo de - 47,95 foi registrado pela empresa do setor frigorífico Minerva, que expressou patrimônio líquido negativo em 2019, resultado de prejuízos acumulados em exercícios anteriores ou de um lucro líquido negativo no tempo examinado.

Tabela 2 - Estatística descritiva das variáveis do Modelo Kanitz (2019-2022)

2019					
	Retorno Sobre o Patrimônio Líquido (ROE)	Liquidez Geral (LG)	Liquidez Seca (LS)	Liquidez Corrente (LC)	Nível de Endividamento Geral (NEG)
Média	0,16	0,94	1,40	1,75	0,93
Mínimo	-0,24	0,20	0,49	0,49	-47,95
Máximo	0,89	2,61	3,98	4,40	16,77
Coeficiente de variação	129,45	54,20	59,13	50,01	1047,83
2020					
	Retorno Sobre o Patrimônio Líquido (ROE)	Liquidez Geral (LG)	Liquidez Seca (LS)	Liquidez Corrente (LC)	Nível de Endividamento Geral (NEG)
Média	0,18	0,89	1,46	1,84	3,78
Mínimo	-1,46	0,23	0,27	0,43	-1,68
Máximo	1,29	3,49	3,07	4,46	19,15
Coeficiente de variação	38,07	138,59	223,10	232,25	82,47
2021					
	Retorno Sobre o Patrimônio Líquido (ROE)	Liquidez Geral (LG)	Liquidez Seca (LS)	Liquidez Correntes (LC)	Nível de Endividamento Geral (NEG)
Média	0,27	1,04	1,72	2,18	3,27
Mínimo	-0,27	0,23	0,51	0,99	-2,61
Máximo	1,19	2,74	6,04	6,09	29,68
Coeficiente de variação	103,31	57,23	67,82	52,50	166,81
2022					
	Retorno Sobre o Patrimônio Líquido (ROE)	Liquidez Geral (LG)	Liquidez Seca (LS)	Liquidez Correntes (LC)	Nível de Endividamento Geral (NEG)
Média	0,30	0,94	1,43	1,86	2,47
Mínimo	-0,01	0,26	0,09	0,14	-11,24
Máximo	2,24	2,98	3,20	3,28	19,14
Coeficiente de variação	135,27	58,69	53,45	43,29	176,41

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

A Tabela 3 mostra os resultados da estatística descritiva para os indicadores que compõem o modelo de Matias. Verifica-se que as médias do índice de capital

próprio não foram objeto de grandes alterações durante os anos analisados.

Tabela 3 - Estatística descritiva das variáveis do Modelo Matias (2019-2022)

2019						
	Capital Próprio	Finan e Emp./AC	Fornecedores/ AT	Liquidez Corrente	Margem Operacional	Estrutura de Capital
Média	0,28	0,41	0,09	1,75	0,67	0,13
Mínimo	-1,73	0,01	-0,03	0,49	0,05	0,005
Máximo	0,74	2,12	0,33	4,40	5,43	1,00
Coeficiente de variação	149,91	127,69	91,44	50,01	140,82	136,19
2020						
	Capital Próprio	Finan e Emp./AC	Fornecedores/ AT	Liquidez Corrente	Margem Operacional	Estrutura de Capital
Média	0,27	0,37	0,11	1,85	0,55	0,15
Mínimo	-1,47	0,01	0,01	0,77	0,12	0,001
Máximo	0,70	2,38	0,37	4,46	1,01	0,29
Coeficiente de variação	139,81	155,07	85,53	41,79	45,99	98,04
2021						
	Capital Próprio	Finan e Emp./AC	Fornecedores/ AT	Liquidez Corrente	Margem Operacional	Estrutura de Capital
Média	0,32	0,27	0,10	2,18	0,95	0,08
Mínimo	-0,62	0,00	0,01	0,99	0,05	0,001
Máximo	0,68	1,86	0,28	6,09	9,67	0,24
Coeficiente de variação	78,02	162,81	83,91	52,50	179,85	82,62
2022						
	Capital Próprio	Finan e Emp./AC	Fornecedores/ AT	Liquidez Corrente	Margem Operacional	Estrutura de Capital
Média	0,34	0,24	0,10	1,86	0,58	0,11
Mínimo	-0,10	0,00	0	0,14	0,12	0,001
Máximo	0,66	1,97	0,32	3,28	1,00	0,29
Coeficiente de variação	53,37	164,55	75,42	43,29	43,06	68,57

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

Observam-se valores inexpressivos para as variáveis X2 e X3. Santos e Espejo (2022) ressaltam que, em sua maioria, as empresas do setor não exprimem valores expressivos para essas variáveis. De tal modo, a razão entre financiamento e empréstimos bancários e o ativo circulante registrou valor mínimo de 0 em 2021, referente à Recrusul, empresa do setor de material rodoviário. Isso ocorreu porque a organização não realizou financiamentos ou empréstimos significativos nesse ano, situação que se repetiu em 2022. Já o valor máximo, de 2,38, em 2020, foi registrado pela Klabin, indicando que, para cada R$ 1,00 de ativos circulantes, a empresa possuía R$ 2,38 em financiamentos e empréstimos. Esse resultado reflete elevada dependência de capital de curto prazo para financiar suas operações.

Na relação entre fornecedores e ativo total, o valor mínimo registrado em

2019 foi de - 0,03, pertencente à empresa Recrusul. Esse resultado decorre do baixo montante destinado aos fornecedores, sugerindo menor dependência desses para financiar suas operações. Essa situação é interpretada positivamente, pois aponta que a empresa não está sobrecarregada com dívidas ou obrigações significativas com seus fornecedores.

Referente à liquidez corrente, a Armac, do setor de máquinas e equipamentos industriais, anuncia o valor máximo de 6,09, em 2021, e a JBS, carnes e derivados, possui o valor mínimo da série histórica, com 0,14, em 2022.

De acordo com os dados, em 2019, a média foi de 0,67 e, em 2020, foi 0,55. No ano de 2021, a média registrou 0,95, enquanto em 2022 foi de 0,58. Desse jeito, em todos os anos analisados, a média da margem operacional se exibiu como inferior a 1, o que sugere um sinal de alerta para a eficiência operacional e a rentabilidade das empresas.

O índice de estrutura de capital avalia a proporção de ativos disponíveis em relação ao total de ativos de uma empresa. Um valor mais alto desse índice é capaz de apontar uma posição mais líquida em relação ao total de ativos da organização. Verifica-se que a média desse indicador à extensão dos anos, em porcentagem, foi de 13% em 2019, 15% em 2020, 8% e 11% em 2021 e 2022, respectivamente.

4.3 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; Espejo, 2022).

Tabela 4 - 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 Brasil	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 5 - Fator de insolvência, segundo o modelo de Kanitz (1978)

(continua)

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

Tabela 5 - Fator de insolvência, segundo o modelo de Kanitz (1978)

(conclusão)

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.

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 6 - 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; Moreira, 2015).

4.4 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 7 - 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 significante 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 (Tabela 8).

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.

Tabela 8 - Teste M de Box para o período 2019-2022

MODELO DE ELIZABETSKY		
M de Box		4,467
Z	Aproximado	3,945
	df1	1
	df2	107,937
	Sig.	0,050
MODELO DE KANITZ		
M de Box		0,152
Z	Aproximado	0,144
	df1	1
	df2	966,634
	Sig.	0,705
MODELO DE MATIAS		
M de Box		268,635
Z	Aproximado	87,131
	df1	3
	df2	47410,919
	Sig.	0,000

Fonte: Elaboração própria.

Para a interpretação da Tabela 9, 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 9 - 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 10 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 exibiu maior peso na função discriminante.

Tabela 10 - 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.

Para uma avaliação mais detalhada da capacidade explicativa de cada variável na função discriminante, no entanto, procedeu-se à análise da matriz estrutural (Tabela 11). Essa matriz denota as correlações entre as variáveis independentes e as

funções discriminantes, identificando-se, com efeito, o grau de associação de cada variável com as funções. Enquanto os coeficientes padronizados indicam a contribuição relativa de cada variável para construir a função discriminante, a matriz estrutural revela como cada variável está relacionada à função em termos de correlação. Essa análise complementar é essencial para uma interpretação mais robusta, pois ajuda a entender não apenas a importância das variáveis na discriminação, mas também sua relação direta com as funções.

In hoc sensu, no modelo de Elizabetsky, a variável com maior influência é a Margem Líquida, tanto em termos de coeficiente padronizado quanto de correlação, confirmando sua relevância nas etapas anteriores. No modelo de Kanitz, o Retorno sobre o Patrimônio Líquido (ROE) destaca-se como a variável mais associada à primeira função discriminante, com uma correlação elevada, enquanto as medidas de liquidez (como Liquidez Seca e Liquidez Geral) têm maior peso na segunda função. Já no modelo de Matias, o Capital Próprio emerge como a variável mais correlacionada com a função discriminante, embora o coeficiente padronizado aponte para uma contribuição inversa, o que reforça a importância de analisar ambos os resultados em conjunto para uma interpretação completa.

Tabela 11 - Matriz estrutural para o período 2019-2022

MODELO DE ELIZABETSKY		
	Função 1	
Margem Líquida (ML)	0,878	
Disponível/ANC	-0,225	
Contas a receber/AT	0,207	
Estoque/AT	-0,069	
Endividamento CP (ECP)	0,051	
MODELO DE KANITZ		
	Função 1	Função 2
Retorno Sobre o Patrimônio Líquido (ROE)	,951*	0,090
Liquidez Geral (LG)	-0,119	,627*
Liquidez Seca (LS)	-0,140	,612*
Liquidez Correntes (LC)	-0,202	,586*
Nível de Endividamento Geral (NEG)	0,282	,392*
MODELO DE MATIAS		
	Função 1	
Capital Próprio	0,616	
Finan e Emp./AC	-0,473	
Fornecedores/AT	-0,127	
Liquidez Corrente	0,103	
Margem Operacional	-0,099	
Estrutura de Capital	-0,069	

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

A Tabela 12 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 12: 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						
	Classificação		Associação ao grupo prevista			
			Solvente	Insolvente	Penumbra	Total
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					
	Classificação		Associação ao grupo prevista		
			Solvente	Insolvente	Total
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), nos coeficientes das funções discriminantes (Tabela 10) e na

matriz estrutural (Tabela 11), 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.

4.5 Análise de risco de insolvência

Os resultados das três subseções a seguir referem-se às medidas estatísticas geradas desde a simulação de Monte Carlo, com dez mil iterações. Para fins do estudo, os dados foram separados entre os modelos de previsão de insolvência de Elizabetsky, Kanitz e Matias.

4.5.1 Identificação da distribuição de probabilidade das variáveis de risco

O *software* @Risk, da Palisade, integrado ao Excel, foi empregado para determinar as distribuições de probabilidade e implementar a simulação de Monte Carlo. O critério de informação de Akaike (AIC) serviu como base estatística para a seleção das distribuições de probabilidade correspondentes aos 16 índices analisados, os quais se referem aos modelos de previsão de insolvência utilizados no estudo.

O critério AIC utiliza a função de log-verossimilhança para avaliar a adequação do modelo às observações, fundamentando-se no método de máxima verossimilhança, que deriva do conceito de discrepância de Kullback-Leibler. Desse modo, a seleção da distribuição é orientada para aquela que denota o menor valor de AIC, indicando melhor adequação aos dados observados (Sobral e Barreto, 2016).

Na Tabela 13 observam-se as distribuições estatísticas dos indicadores do modelo de Elizabetsky. Nota-se uma diversidade quanto às distribuições. A distribuição de Laplace, utilizada também no estudo de Alves (2018), representou a Margem Líquida que frequentemente exprime variações ao redor de uma média com picos pronunciados e caudas mais pesadas do que uma distribuição normal. Assim, ela lida bem com dados que têm um comportamento mais concentrado ao redor da média e desvios ocasionais maiores.

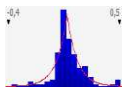
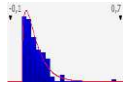
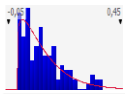
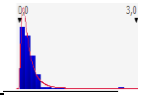
A relação Disponível/Ativo Não Circulante mostrou formato positivamente assimétrico, com alguns valores muito altos que influenciam a média. Nesse sentido, a distribuição Loglogística é apropriada para dados positivamente inclinados e que têm um crescimento mais lento após certo ponto, o que é capaz de refletir na maneira como o disponível (caixa e bancos) aumenta em relação ao ativo não circulante.

A proporção de Contas a Receber sobre o Ativo Total tende a ser assimétrica, com a maioria dos valores concentrados em torno de uma pequena faixa, mas com possibilidade de valores maiores. A distribuição Gamma é frequentemente usada para modelar tais variáveis assimétricas e positivas, exibindo-se como a mais adequada para este indicador.

A distribuição do Estoque em relação ao Ativo Total é passível de variar bastante entre empresas, especialmente em variados setores. A distribuição Weibull é flexível e modela distintos modos de distribuição, incluindo aqueles com caudas mais pesadas ou com valores concentrados em torno de uma média específica.

O Endividamento de Curto Prazo, em geral, é positivamente assimétrico, em que a maioria das empresas tem níveis de endividamento próximos a zero, mas poucas organizações têm valores muito altos. A distribuição Lognormal é apropriada para dados que são exponencialmente crescentes e assimétricos, ajustando-se bem a cenários onde há uma multiplicação de efeitos, como é comum em medidas financeiras como o endividamento

Tabela 13 - Distribuições de probabilidade dos indicadores do modelo de Elizabetsky

Indicadores	AIC	Distribuição	Parâmetros	Gráfico
Margem Líquida (ML)	-199,01	Laplace	$\mu = 0{,}076762$; $\sigma = 0{,}11159$	
Disponível/ANC	114,13	Loglogistic	$\gamma = -0{,}0029027$; $\beta = 0{,}29501$; $\alpha = 1{,}2282$	
Contas a receber/AT	-339,66	Gamma	$\alpha = 1{,}448$; $\beta = 0{,}062431$	
Estoque/AT	-288,04	Weibull	$\alpha = 1{,}1628$; $\beta = 0{,}1153$	
Endividamento CP (ECP)	-130,89	Lognormal	$\mu = 0{,}24424$; $\sigma = 0{,}20525$	

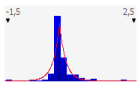
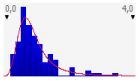
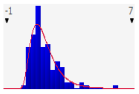
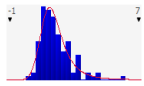
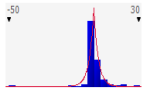
Fonte: Elaboração própria.
Legenda: μ = média; σ = desvio padrão; γ = localização; β = forma; α = escala.

Na Tabela 14, observa-se que o ROE e o NEG, por terem uma concentração robusta ao redor de uma média com flutuações mais acentuadas em ambas as direções, são bem representados pela distribuição Laplace para o modelo de Kanitz.

Já a distribuição Loglogística é adequada para modelar dados assimétricos e com caudas longas, por isso representa os dados da Liquidez Geral e Liquidez Corrente que geralmente detêm uma assimetria positiva, com a maioria das empresas indicando valores em torno de um ponto, enquanto algumas têm valores significativamente maiores.

A Liquidez Seca representada pela distribuição Lognormal tende a ser assimétrica, com a maioria de valores concentrados em uma faixa menor e alguns valores muito maiores.

Tabela 14 - Distribuições de probabilidade dos indicadores do modelo de Kanitz

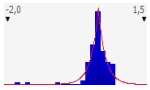
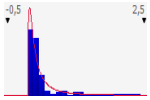
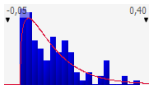
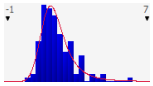
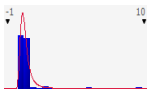
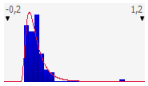
Indicadores	AIC	Distribuição	Parâmetros	Gráfico
ROE	5,77	Laplace	$\mu = 0{,}16667$; $\sigma = 0{,}26195$	
Liquidez Geral	152,96	Loglogistica	$\gamma = 0{,}052573$; $\beta = 0{,}76122$; $\alpha = 3{,}0359$	
Liquidez Seca	268,35	Lognormal	$\mu = 1{,}7746$; $\sigma = 0{,}8402$	
Liquidez Corrente	294,59	Loglogistica	$\gamma = -0{,}32223$; $\beta = 2{,}0596$; $\alpha = 4{,}5629$	
Nível de Endividamento Geral	643,25	Laplace	$\mu = 2{,}0535$; $\delta = 3{,}7305$	

Fonte: Elaboração própria.
Legenda: μ = média; σ = desvio-padrão; γ = localização; β = forma; α = escala.

Por meio da Tabela 15 (modelo Matias), observa-se que o Capital Próprio é modelado pela distribuição Laplace, indicando uma concentração central intensa e caudas mais pesadas. Finan e Emp./AC, Liquidez Corrente e Margem Operacional compartilham a distribuição Loglogística, que é utilizada para representar dados assimétricos e com caudas longas.

O indicador Fornecedores/AT é modelado pela distribuição Gamma, frequentemente utilizada para variáveis assimétricas e positivas, refletindo a concentração de valores em torno de uma faixa específica com a possibilidade de valores mais altos.

Tabela 15 - Distribuições de probabilidade dos indicadores do modelo de Matias

Indicadores	AIC	Distribuição	Parâmetros	Gráfico
Capital Próprio	-4,33	Laplace	μ = 0,31113; σ = 0,25114	
Finan e Emp./AC	-46,76	Loglogistica	γ = -0,0017; β = 0,14846; α = 1,3092	
Fornecedores/AT	-313,55	Gamma	α = 1,3446; β = 0,074007	
Liquidez Corrente	294,58	Loglogistica	γ = -0,32223; β = 2,0596; α = 4,5629	
Margem Operacional	90,05	Loglogistica	γ = -0,07284; β = 0,59387; α = 3,1229	
Estrutura de Capital	-271,86	Lognormal	μ = 0,15604; σ = 0,097465	

Fonte: Elaboração própria.
Legenda: μ = média; σ = desvio-padrão; γ = localização; β = forma; α = escala.

Para cada um dos modelos de produção de insolvência, também foi estruturada uma matriz de correlação entre as variáveis *inputs*, possibilitando a geração de números aleatórios mantendo as características padrões de relações entre as variáveis. As matrizes estão no Apêndice D, E e F.

Com base na análise das correlações, observou-se elevada correlação entre liquidez corrente e liquidez seca. Ambos os índices indicam a capacidade da empresa de pagar suas dívidas de curto prazo. Nesse sentido, esses índices tendem a estar alinhados quando a empresa expressa um valor baixo de estoques, já que a liquidez seca exclui os estoques da fórmula, refletindo de maneira mais próxima da precisão a capacidade de pagamento, utilizando apenas ativos líquidos.

4.5.2 Análise de risco de insolvência

O Fator de Insolvência, calculado com base no modelo de Elisabetsky (Tabela 16), mostrou uma média de -0,13 e uma moda de 0,05, indicando que, em geral, os valores aleatórios gerados possuem uma tendência ligeiramente negativa no fator de insolvência, com a maioria das empresas situando-se próximas ao limite de solvência estabelecido pelo modelo (0,5).

Tabela 16 - Análise de risco de insolvência do fator pelo modelo de Elizabetsky

	Margem Líquida	Disponível/ANC	Contas a receber/AT	Estoque/AT	Endividamento CP	Fator de Insolvência
Média	0,08	1,22	0,09	0,09	0,24	-0,13
Moda	0,08	0,04	0,03	0,03	0,11	0,05
Desvio Padrão	0,11	15,27	0,08	0,08	0,20	3,07
Assimetria	0,00	73,74	1,66	1,66	2,98	-72,23
Curtose	5,91	6289,67	7,04	7,04	19,91	6116,37
5% Perc	-0,10	0,02	0,01	0,01	0,06	-0,85
95% Perc	0,26	3,24	0,24	0,30	0,62	0,55
Pr > 1	*0%*	*18,20%*	*0%*	*0,00%*	*0,00%*	*1%*
Pr > 0,5	-	-	-	-	-	*6,80%*

Fonte: Elaboração própria.
Legenda: Pr= probabilidade.

O desvio padrão-elevado (3,07) evidencia ampla variação nos níveis de solvência entre as empresas do índice IAGRO. Esse resultado sugere que, embora algumas empresas sejam consideradas solventes, um número significativo enfrenta risco de insolvência, conforme indicado pela média negativa.

A assimetria extremamente negativa (-72,23) revela uma distribuição fortemente enviesada à esquerda, apontando para empresas com fatores de insolvência muito abaixo de 0,5. Isso indica haver empresas em condições financeiras precárias, influenciando negativamente a média geral. A curtose extremamente alta (6116,37) confirma valores extremos, ou *outliers*, que reforçam essa assimetria.

A análise dos percentis aponta que o 5º percentil é de -0,85, indicando que 5% das empresas possuem fatores de insolvência abaixo deste valor. Por outro lado, o 95º percentil é de 0,55, indicando que 95% das empresas possuem fatores de insolvência até este limite, com apenas 5% delas superando o valor de 0,55 e sendo consideradas solventes de acordo com o modelo de Elizabetsky.

A probabilidade de uma empresa ter um fator de insolvência superior a 0,5 é de apenas 6,80%, reforçando um alto risco de insolvência.

No modelo de Kanitz (Tabela 17), os indicadores financeiros de rentabilidade revelaram resultados positivos. O fator de insolvência médio das empresas para os valores gerados foi de 5,18, indicando que, em média, elas estão em uma situação solvente. A moda do fator de insolvência foi de 3,72, sugerindo que a maioria das empresas se encontra em uma posição financeira positiva, acima do limiar de insolvência (zero).

Tabela 17 - Análise de risco de insolvência do fator pelo modelo de Kanitz

	ROE	Liquidez Geral	Liquidez Seca	Liquidez Corrente	Nível de Endividamento Geral	Fator de Insolvência
Média	0,17	0,98	1,78	1,90	2,06	5,18
Moda	0,17	0,59	1,24	1,74	1,85	3,72
Desvio Padrão	0,26	0,77	0,85	0,97	3,73	3,57
Assimetria	-0,01	11,40	1,48	2,48	0,13	0,99
Curtose	5,73	357,47	6,71	18,87	5,86	6,20
5% Perc	-0,26	0,34	0,76	0,77	-4,09	0,32
95% Perc	0,59	3,57	3,37	3,60	8,30	11,62
Pr > 1	*0,6%*	*34%*	*85,30%*	*88,30%*	*66,50%*	*91,70%*
Pr > 0	-	-	-	-	-	*96,30%*

Fonte: Elaboração própria.
Legenda: Pr= probabilidade.

O desvio-padrão de 3,57 indica uma variabilidade considerável nos fatores de insolvência entre as empresas, apontando para diferenças significativas nas condições financeiras. A assimetria positiva de 0,99 sugere que há uma concentração maior de empresas com fatores de insolvência ligeiramente acima da média, enquanto poucas exprimem fatores muito elevados.

A análise dos percentis mostra que apenas 5% das empresas têm um fator de insolvência abaixo de 0,32, enquanto 95% têm um fator de insolvência abaixo de 11,62. Este intervalo sugere que a maioria das empresas está em uma situação de solvência.

A probabilidade de uma empresa ter um fator de insolvência acima de 0 é de 96,30%, o que indica um baixo risco de insolvência (3,70%) ao se considerar esta metodologia.

O modelo de Matias (Tabela 18) considera as empresas solventes se o Fator de Insolvência (FI) for superior a 0,5, enquanto valores abaixo de 0,5 classificam as empresas como insolventes. A assimetria de -31,57 e a curtose de 1420,04 reforçam

uma distribuição assimétrica e com caudas longas, evidenciando que a maioria tem fator de insolvência relativamente baixo, mas poucas mostram valores muito altos. Este comportamento indica *outliers* na amostra.

Tabela 18 - Análise de risco de insolvência do fator pelo modelo de Matias

	Capital Próprio	Finan e Emp./AC	Fornecedore/ AT	Liquidez Corrente	Margem Operacional	Estrutura de Capital	Fator de Insolvência
Média	0,31	0,48	0,10	1,89	0,63	0,15	2,24
Moda	0,33	0,02	0,01	1,51	0,51	0,10	5,80
Desvio Padrão	0,25	3,06	0,09	0,96	0,48	0,10	25,99
Assimetria	-0,04	34,33	1,66	2,45	4,09	2,05	-31,57
Curtose	5,49	1584,99	6,76	18,07	40,91	10,49	1420,04
5% Perc	-0,09	0,01	0,01	0,75	0,16	0,05	-10,57
95% Perc	0,72	1,36	0,27	3,54	1,44	0,34	14,68
Pr > 1	*1%*	*7,40%*	*0%*	*87,90%*	*12,90%*	*0%*	*70%*
Pr > 0,5	-	-	-	-	-	-	*72,50%*

Fonte: Elaboração própria.
Legenda: Pr= probabilidade.

Ao focar a análise nos indicadores apontados como determinantes da insolvência pela análise discriminante, observa-se que a média do índice de Capital Próprio é de 0,31. Esse resultado evidencia uma dependência considerável de capitais de terceiros, já que apenas cerca de 31% do ativo total das empresas é financiado com capital próprio. A probabilidade de esse índice mostrar valor superior a 1 é muito baixa, em torno de 1%, indicando que a maior parte das empresas opera com níveis moderados de alavancagem.

O índice de Financiamentos e Empréstimos sobre Ativos Circulantes exprimiu uma média de 0,48 nas simulações, e a probabilidade de atingir valores superiores a 1 é de 7,40%. Isso sugere que há um risco moderado de as empresas enfrentarem uma dependência excessiva de capitais de terceiros para financiar suas operações de curto prazo, podendo comprometer a liquidez em condições atípicas.

A análise probabilística aponta que 5% dos resultados têm um Fator de Insolvência (FI) inferior a -10,57, enquanto 95% apontam para valores de até 14,68. Considerando o valor crítico do modelo de 0,5, conclui-se que a maioria das empresas é classificada como solvente. Além disso, 70% dos casos exibem FI superior a 1, e 72,50% estão acima de 0,5, reforçando a predominância de solvência

segundo o modelo de Matias. Esses resultados são consistentes com a média elevada do FI, indicando estabilidade financeira na maior parte das observações.

4.5.3 Análise de sensibilidade do fator de insolvência

Nesta subseção, encontram-se os diagramas em formato de tornado gerados pelo *software* @RISK, por meio dos quais se visualizam os impactos dos distintos indicadores financeiros sobre o Fator de Insolvência (FI) nos modelos analisados.

Os gráficos exibem barras horizontais que representam as variáveis de entrada (*inputs*), correspondentes aos indicadores financeiros e econômicos de cada modelo de previsão de insolvência. A extensão de cada barra significa a magnitude do impacto da variável sobre a variável de saída (*output*), ou seja, o Fator de Insolvência. Na interpretação dos diagramas, as variáveis mais influentes são posicionadas no topo, conferindo ao gráfico o formato característico de um tornado. Quanto maior a barra, maior a influência do indicador sobre o FI.

A legenda "*input* alto" indica o efeito da variável quando esta assume valores elevados dentro da distribuição simulada. Se o impacto for positivo, valores altos da variável de entrada aumentam o FI. Por outro lado, a legenda "*input* baixo" representa o impacto da variável quando esta assume valores mais baixos dentro da distribuição simulada. Nesse caso, se a variável traz um impacto negativo, valores altos dessa variável reduzem o FI.

Na Figura 2, observa-se que o resultado mais proeminente é o impacto negativo do índice Disponível/Ativo Não Circulante (ANC), que demonstra uma variação de -19,77 no FI. Essa observação indica que maiores valores de disponível (caixa/bancos) em relação aos ativos não circulantes contribuem para um aumento significativo no risco de insolvência das empresas analisadas. Este efeito sugere que, apesar de possuírem liquidez imediata, as empresas talvez estejam adotando uma posição conservadora e investindo pouco em ativos de longo prazo.

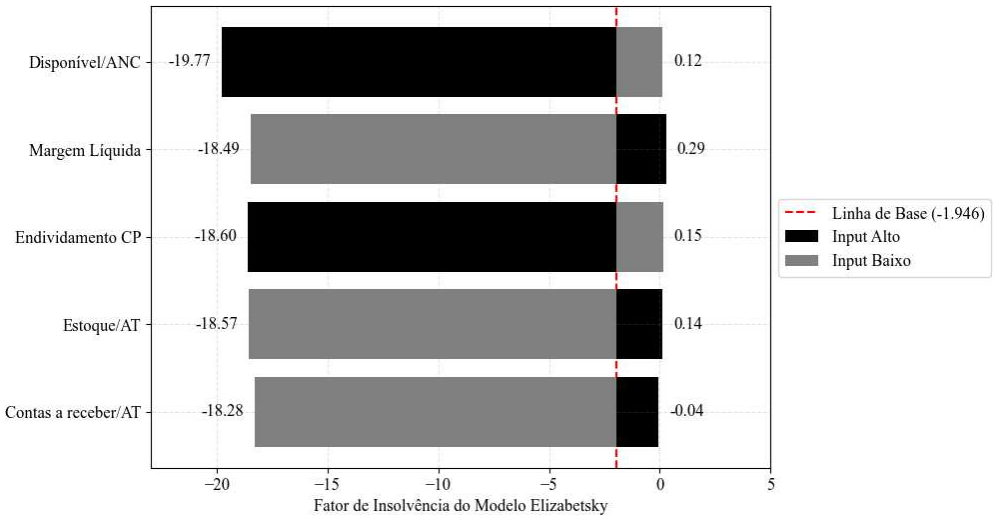
Durante esse período, muitas empresas priorizaram a preservação de caixa em detrimento de investimentos de longo prazo, o que, paradoxalmente, aumentou sua vulnerabilidade financeira. Em conformidade com o resultado encontrado pela análise discriminante, a Margem Líquida também se revela como um fator determinante, com uma variação de -18,49. Este resultado implica que menores

margens líquidas estão associadas a maiores riscos de insolvência. Este indicativo reflete a importância da lucratividade para a saúde financeira das empresas.

O Endividamento de Curto Prazo significa uma variação de -18,60, reforçando que altos níveis de dívidas de curto prazo aumentam significativamente a probabilidade de insolvência - demonstrando a dificuldade das empresas diante de suas obrigações imediatas.

Os índices Estoque/Ativo Total e Contas a Receber/AT também têm impactos negativos significativos no FI, com variações de -18,568 e -18,281, respectivamente. Estes resultados indicam que uma alta proporção de estoques e contas a receber em relação ao total de ativos é capaz de comprometer a liquidez e aumentar o risco de insolvência, refletindo desafios na gestão de ativos circulantes.

Figura 2 - Diagrama tornado para os indicadores do modelo Elizabetsky



Fonte: Elaboração própria.

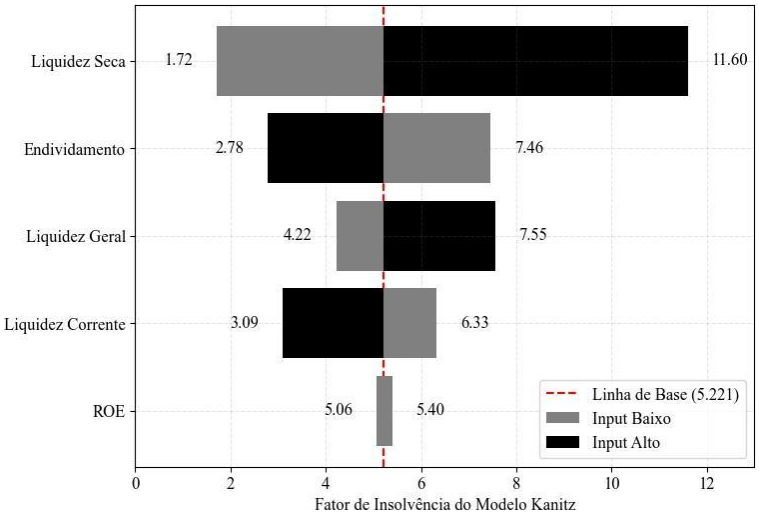
Na Figura 3, a Liquidez Seca é apontada como o fator de maior impacto positivo, com uma variação de 11,601. Este resultado indigita que a capacidade da empresa de cumprir suas obrigações de curto prazo sem depender da venda de estoques está associada a uma maior probabilidade de insolvência. Tal efeito é interpretado como um sinal de que, embora a empresa tenha liquidez para cobrir passivos, uma dependência excessiva de ativos líquidos sem estoques é capaz de gerar dificuldades na gestão de ativos.

O Nível de Endividamento Geral também apresenta um impacto positivo

significativo no FI, com variações de 7,4550. Este resultado sugere que altos níveis de endividamento aumentam o risco de insolvência, reafirmando a relação inversa entre alavancagem financeira - caracterizada pelo uso de capital de terceiros (como empréstimos e financiamentos) para financiar operações e investimentos - e a estabilidade financeira das empresas.

A Liquidez Corrente e a Liquidez Geral exibem variações de 6,3258 e 4,2201, respectivamente, indicando que ambas as medidas de liquidez impactam positivamente o FI. O impacto positivo de ambos os indicadores sugere que, apesar de possuírem ativos suficientes para cobrir passivos, um aumento excessivo nessas métricas é passível de estar associado a práticas ineficazes, gerando ociosidade nos ativos. O ROE conduz um impacto positivo menor, com variações de 5,3956.

Figura 3 - Diagrama tornado para os indicadores do modelo Kanitz



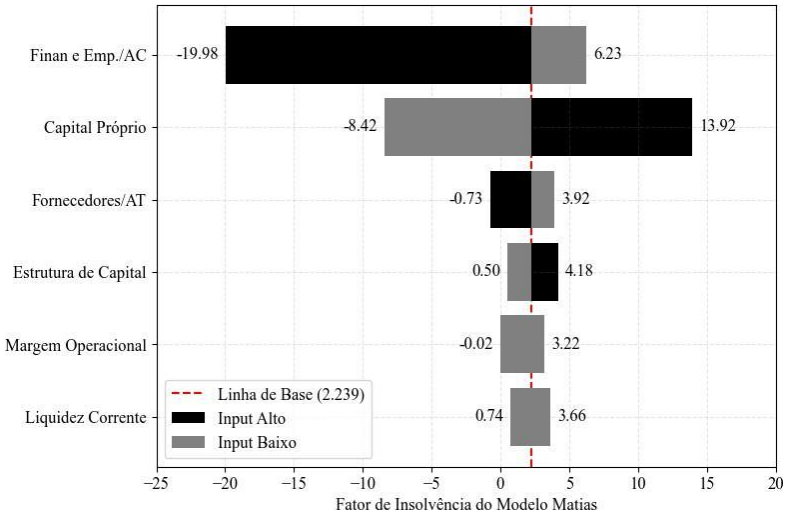
Fonte: Elaboração própria.

Entre os indicadores do modelo de Matias (Figura 4), os resultados do diagrama tornado corroboram os gerados por meio da análise discriminante. O índice referente à relação do Financiamentos e Empréstimos sobre Ativos Circulantes (Finan e Emp./AC) expressa a maior influência negativa no FI, com uma variação que oscila de -19,979 a 6,239. Isso indica que um aumento nos financiamentos e empréstimos em relação aos ativos circulantes tende a aumentar o risco de insolvência, o que é consistente com a teoria financeira, ao sugerir que altos níveis de endividamento de curto prazo comprometem a liquidez e a capacidade de pagamento das empresas.

O Capital Próprio, também apontado como um determinante na insolvência das empresas, se destaca como um fator crítico, com uma variação significativa de -8,4209 a 13,917. A contribuição positiva do capital próprio para o FI indica que maiores proporções de capital próprio em relação aos ativos totais fortalecem a estrutura financeira das empresas, reduzindo o risco de insolvência. Este resultado reflete a estabilidade financeira que o capital próprio oferece em situações de adversidade econômica.

Outros indicadores, como Fornecedores sobre Ativo Total (Fornecedores/AT) e Estrutura de Capital, denotam menores variações no FI, indicando um impacto menos pronunciado sobre o risco de insolvência. A Margem Operacional e a Liquidez Corrente também demonstram variações relativamente menores, sugerindo que, embora importantes, esses indicadores desempenham um papel secundário na determinação do FI em comparação com o endividamento de curto prazo e o capital próprio.

Figura 4 - Diagrama tornado para os indicadores do modelo Matias



Fonte: Elaboração própria.

Em síntese, os resultados evidenciam o papel crítico dos índices de endividamento de curto prazo e da estrutura de capital. O aumento nos financiamentos e empréstimos de curto prazo em relação aos ativos circulantes elevou o risco de insolvência, refletindo as dificuldades das empresas em honrar obrigações imediatas diante da queda na receita e da redução das margens de lucro. Por outro lado, o capital próprio emergiu como um fator de resiliência, com maiores

proporções, fortalecendo a estrutura financeira e reduzindo o risco de insolvência, especialmente em um cenário de incerteza econômica. Indicadores como liquidez seca e margem operacional, embora relevantes, tiveram um impacto menos pronunciado, sugerindo que a pandemia exacerbou os desafios associados à gestão de dívidas e à dependência de recursos de terceiros.

5 CONCLUSÃO

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).

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.

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.

A análise de insolvência sob condição de risco corroborou os resultados da análise determinística, evidenciando diferenças entre os modelos avaliados,

especialmente no contexto da pandemia de COVID-19 (2020 a 2022). O fator de insolvência do modelo de Elizabetsky indicou alta probabilidade de risco de insolvência para as empresas do Índice Agronegócio B3 durante esse período de crise. Em complemento, as simulações revelaram que o indicador de rentabilidade, a Margem Líquida, apontado como determinante no risco de insolvência, exibiu baixa probabilidade de ser superior a 1, sugerindo dificuldades das empresas em manter sua rentabilidade diante do cenário adverso.

Em contrapartida, a análise pelo modelo de Kanitz indicou baixo risco de insolvência para as empresas do IAGRO B3, sugerindo que, apesar dos desafios impostos pela pandemia, algumas empresas conseguiram manter estabilidade financeira. Os indicadores de liquidez e rentabilidade, entretanto, expressaram alta probabilidade de serem superiores a 1, refletindo pressões sobre o fluxo de caixa e o desempenho financeiro dessas empresas. O Nível de Endividamento Geral, por sua vez, indicou risco moderado, sugerindo que o endividamento não foi diretamente impactado pela pandemia.

O modelo de Matias, também, apontou um baixo risco de insolvência. Os índices de capital próprio e a razão entre financiamentos/empréstimos bancários e ativo circulante apontaram baixa probabilidade de serem superiores a 1, um indicativo positivo da solidez financeira das empresas durante o período analisado.

A análise de sensibilidade, por meio dos diagramas tornado, confirmou os resultados da análise discriminante e apontou os mesmos indicadores financeiros e econômicos – com exceção da liquidez seca – como determinantes na estimativa do fator de insolvência.

Haja vista os achados deste estudo, destaca-se a importância de políticas públicas tendidas para a mitigação do risco de insolvência das empresas do Índice Agronegócio B3. A implementação de programas de crédito estruturado, com as condições diferenciadas, incluindo taxas de juros reduzidas, prazos ampliados para pagamento e períodos de carência, certamente, constituirá alternativa eficaz. Essas medidas possibilitariam, decerto, a recapitalização das empresas, garantindo maior fôlego financeiro para lidar com obrigações de curto e longo prazo, especialmente em períodos de crise econômica.

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.

Como limitação deste estudo, destaca-se o número reduzido de observações analisadas, o que é passível de influenciar os resultados dos testes estatísticos utilizados para validar os pressupostos exigidos pela Análise Discriminante. Como sugestão para pesquisas futuras, recomenda-se o desenvolvimento de um modelo de previsão de insolvência específico para empresas do agronegócio, utilizando os indicadores financeiros e econômicos identificados neste estudo como determinantes da insolvência no setor.

REFERÊNCIAS

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

ALVES, L. H. P.; FERREIRA, D. M.; MELO, E. S. COVID-19 e seus reflexos sobre a volatilidade dos índices de ações do mercado brasileiro. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ECONOMIA, 25., 2023, São Luís (MA). **Anais...** São Luís (MA): Hotel Luzeiros, 2023.

ANDRADE, J. P.; LUCENA, W. G. L. Análise de desempenho dos modelos de previsão de insolvência e a implementação das Normas Internacionais de Contabilidade. **Revista Ciências Administrativas**, Fortaleza, v. 24, n. 2, p. 1-14, 2018.

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

BAE, J. K. Predicting financial distress of the South Korean manufacturing industries. **Expert Systems with Applications**, Reino Unido, 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**, Santa Catarina, v. 10, n. 29, p. 27-39, 2011.

BORSATTO, A. L. et al. Manejos conscientes em busca de menor desmatamento: as sementes ESG sendo plantadas. **Revista de Administração IMED**, Passo Fundo, v. 13, n. 2, p. 62-79, 2023.

BORTOLINI, L. V.; FERREIRA, B. P.; PINHO, F. M. Perspectivas para o risco de crédito estadual no Brasil: uma análise da probabilidade de default. **Revista de Contabilidade e Organizações**, São Paulo, Brasil, v. 16, p. e188194, 2022. DOI: 10.11606/issn.1982- 6486.rco.2022.188194. Disponível em: https://www.revistas.usp.br/rco/article/view/188194. Acesso em: 21 jun. 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**, Pernambuco, v. 8, p. 1-15, 2024.

BRASIL. **Lei nº 11.101, de 9 de fevereiro de 2005**. Regula a recuperação judicial, a extrajudicial e a falência do empresário e da sociedade empresária. Disponível em: https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2004-2006/2005/lei/l11101.htm. Acesso em: 26 jan. 2024.

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.

BRASIL. Ministério da Agricultura e Pecuária. **Projeções do agronegócio: Brasil 2020-2021 a 2030-2031.** Brasília: Secretaria de Política Agrícola, 2021. 102 p. Disponível em: https://www.gov.br/agricultura/pt-br/assuntos/politica-agricola/todas-publicacoes-de-politica- agricola/projecoes-do-agronegocio/projecoes-do-agronegocio-2020-2021-a-2030- 2031.pdf/view. Acesso em: maio 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.

CAMPOS, K. C.; CAMPOS, R. T. Análise de risco da produção irrigada de coco no Ceará. **Revista de Política Agrícola**, Brasília, v. 26, n. 2, p. 45-61, 2017.

CENTRO DE ESTUDOS AVANÇADOS EM ECONOMIA APLICADA (CEPEA) - **Impactos da COVID-19 no agronegócio brasileiro**. 2021. Disponível em: https://www.cepea.esalq.usp.br. Acesso em: 25 jun. 2024.

CENTRO DE ESTUDOS AVANÇADOS EM ECONOMIA APLICADA - (CEPEA) - . **O desafio do gerenciamento de risco na agropecuária.** Disponível em: https://www.cepea.esalq.usp.br/br/opiniao-cepea/o-desafio-do-gerenciamento-de-risco-na- agropecuaria.aspx. Acesso em: 23 jan. 2025.

CENTRO DE ESTUDOS AVANÇADOS EM ECONOMIA APLICADA (CEPEA) - **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**, São Paulo, 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. São Paulo: Atlas, 2014.

DEPARTAMENTO DE AGRICULTURA DOS ESTADOS UNIDOS (USDA). **Relatórios sobre commodities agrícolas.** Washington, 2022. Disponível em: https://www.usda.gov. Acesso em: 20 jan. 2024.

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.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA (EMBRAPA). **Trajetória da agricultura brasileira.** Disponível em: https://www.embrapa.br/visao/trajetoria-da-agricultura-brasileira. Acesso em: 30 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.

FITZPATRICK, F. **A comparison of ratios of successful industrial enterprises with those of failed firm**. Certified Public Accountant, 6, 727-731, 1932.

GALLIS, M. P.; ALVES, F. M. Operações Bancárias: Riscos e incertezas Operacionais. **Revista Eletrônica do Departamento de Ciências Contábeis & Departamento de Atuária e Métodos Quantitativos**, São Paulo, v. 5, n. 1, p. 55-71, 2018.

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: Habra, 1997. p. 664

GOMES, C. O.; BITTENCOURT, W. R. Modelos de previsão de falência: uma reflexão sobre estudos desenvolvidos no Brasil. *In*: SEMINÁRIOS EM ADMINISTRAÇÃO, (SEMEAD), 21., 2018, São Paulo. **Anais [...].** São Paulo: FEA-USP, 2018. Disponível em: https://login.semead.com.br/21semead/anais/arquivos/1948.pdf. Acesso em: 06 jul. 2024.

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.

GUIMARÃES, M.; TEIXEIRA, P. **Direito das empresas em dificuldades.** Rio de Janeiro: Fundação Getúlio Vargas, 2012.

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**, Goiás, 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**:** **CONGRESSO BRASILEIRO DE CUSTOS**, 22., 2015, Foz do Iguaçu. **Anais...** São Leopoldo: Associação Brasileira de Custos, 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.

KEYNES, J. M. (1936). **A teoria geral do emprego, do juro e da moeda**. São Paulo: Rio de Janeiro: Fundo de Cultura, 1970.

KNIGHT, F. H. **Risk, uncertainty and profit**. Houghton Mifflin, 1921.

LIMA, C. F.; CAMPOS, K. C. Análise de risco da fruticultura irrigada na microrregião do Cariri. **Revista de Política Agrícola**, Brasília, v. 27, n. 2, p. 39, 26 dez. 2018.

LIMA, D. J. S., CAMPOS, K. C. Rentabilidade da Produção de Acerola Orgânica Sob Condição Determinística e de Risco. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, Brasília, v. 51, n. 1, p. 73-90, 2013. Disponível em: https://www.scielo.br/j/resr/a/WXTH4xLWYjbvCrmrrJs5h6r/?lang=pt#. Acesso em: 22 jun. 2024.

LIMA, F. F. de. **Gestão de risco em propriedades com sistemas de produção de algodão, soja e milho em Mato Grosso, Brasil.** 2018. 93 f. Dissertação (Mestrado em Ciências) – Universidade de São Paulo, Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Piracicaba, 2018.

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.

MARTINS, É. A. *et al*. Rentabilidade da produção de acerola orgânica sob condição determinística e de risco**:** estudo do distrito de irrigação Tabuleiro Litorâneo do Piauí. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, Brasília, v. 54, n. 1, p. 9–28, mar. 2016.

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.

MATIAS, A. B.; SIQUEIRA, J. O. Fisco bancário: modelo de previsão de insolvência

de bancos no Brasil. **Revista de Administração**, São Paulo, v. 31, n. 2, p. 19-28, 1996.

MICHATOWSKI, J. **Modelos de previsão de insolvência:** estudo em empresas de capital aberto em processo de recuperação judicial. 66 f. Monografia de Conclusão de Curso - Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Pato Branco, 2019.

MINISTÉRIO DA AGRICULTURA, PECUÁRIA E ABASTECIMENTO - (MAPA). **Balanço das exportações do agronegócio brasileiro.** Brasília, 2022. Disponível em: https://www.gov.br/agricultura. Acesso em: 28 jan. 2024.

MORETA SARAGURO, E. S. Diferenciación entre entornos de riesgo e incertidumbre en la toma de decisiones económicas: El caso de la crisis del COVID-19. **Revista Economía**, Quito, v. 75, n. 122, p. 49–64, 2023. DOI: 10.29166/economia. v75i122.4633. Disponível em: https://revistadigital.uce.edu.ec/index.php/ECONOMIA/article/view/4633. Acesso em: 19 jun. 2024.

ORGANIZAÇÃO PARA COOPERAÇÃO E DESENVOLVIMENTO ECONÔMICO (OECD). **Impactos da guerra na Ucrânia nos mercados agrícolas globais.** Paris, 2022. Disponível em: https://www.oecd.org. Acesso em: 20 jan. 2024.

ORGANIZAÇÃO DAS NAÇÕES UNIDAS PARA ALIMENTAÇÃO E AGRICULTURA (FAO) - **COVID-19 e suas implicações para o setor agrícola.** Roma, 2021. Disponível em: https://www.fao.org. Acesso em: 30 de jan. 2025.

OZAKI, V. A. Análise e gestão de risco agrícola. **Piracicaba: Programa de Educação Continuada em Economia e Gestão de Empresas**, 2012.

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**, 10. 2013. **Anais[...].** [S.l]: CONVIBRA, 2013.15p.

PINHEIRO, L. E. T.; SANTOS, C. P.; COLAUTO, R. D.; PINHEIRO, J. L. Validação de modelos brasileiros de previsão de insolvência. **Contabilidade Vista & Revista**, Minas Gerais, v. 18, n. 4, p. 83-103, 2007.

RODRÍGUEZ, C. P. ¿Cómo construir una matriz de riesgo operativo? **Revista Ciencias Económicas,** Havana, v. 29, n. 1, p. 629-635, 2011.

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**, Viçosa, MG., v. 20, n. 3, p. 1-23, 2022.

SENA, A. T. *et al*. Gerenciamento de Risco e Efeito Contágio: o Impacto da Guerra Rússia-Ucrânia no Setor de Agronegócio Brasileiro. **Journal of Globalization, Competitiveness and Governability**, Washington, D.C., v. 17, n. 3, 2023

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.

SILVA, J. P. da. **Modelos para classificação de empresas com vistas à concessão de crédito.** Dissertação (Mestrado em Administração) - Escola de Administração de Empresas de São Paulo, Fundação Getúlio Vargas, São Paulo, 1982.

SILVA, C. L. F. da; PANICHI, L. M. **A eficiência da aplicação dos modelos de previsão de insolvência nas empresas de capital aberto brasileiras em recuperação judicial.** 2017. 28 f. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharel em Ciências Contábeis). Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre. Disponível em: https://lume.ufrgs.br/bitstream/handle/10183/172722/001057991.pdf?sequence=1&isAllowed=y. Acesso em: 10 de maio. 2024.

SOBRAL, T. L.; BARRETO, G. Utilização dos critérios de informação na seleção de modelos de regressão linear. **Proceeding Series of the Brazilian Society of Computational and Applied Mathematics**, v. 4, n. 1, 2016.

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

ZENARO, F. Inserção do agronegócio no mercado de capitais. **AgroANALYSIS**, São Paulo, v. 43, n. 03, p. 6-8, 2023.

APÊNDICE A – MODELO DE BALANÇO PATRIMONIAL (BP)

Quadro A.1 – Estrutura do Balanço Patrimonial

Ativo	**Passivo e Patrimônio Líquido**
Ativo Circulante	**Passivo Circulante**
Caixa e Equivalentes de Caixa	Fornecedores
Clientes (Contas a Receber)	Empréstimos de Curto Prazo
Estoques	Salários e Encargos a Pagar
Outros Ativos Circulantes	Outros Passivos Circulantes
Total do Ativo Circulante	Total do Passivo Circulante
Ativo Não Circulante	**Passivo Não Circulante**
Imobilizado (Bens e Equipamentos)	Empréstimos e Financiamentos de Longo Prazo
Intangível	Títulos/Contas a pagar de Longo Prazo
Investimentos	Outros Passivos Não Circulantes
Outros Ativos Não Circulantes	Total do Passivo Não Circulante
Total do Ativo Não Circulante	
	Patrimônio Líquido
	Capital Social
	Reservas de Lucros
	Prejuízos Acumulados (se aplicável)
	Outras Reservas
	Total do Patrimônio Líquido
Ativo Total	**Passivo Total + Patrimônio Líquido**

Fonte: Elaborado pela autora

APÊNDICE B – MODELO DE DEMONSTRAÇÃO DE RESULTADO DE EXERCÍCIO (DRE)

Quadro B.1 - Estrutura da Demonstração do Resultado do Exercício

Demonstração do Resultado do Exercício (DRE)
Receita Bruta de Vendas
(-) Deduções de Vendas Receita Líquida de Vendas
(-) Custo dos Produtos Vendidos (CPV) Lucro Bruto
(-) Despesas Operacionais Despesas com Vendas Despesas Administrativas Outras Despesas Operacionais Total de Despesas Operacionais Lucro Operacional Antes do Resultado Financeiro e Tributos
(+/-) Resultado Financeiro Receitas Financeiras (-) Despesas Financeiras Resultado Financeiro Líquido
Lucro Antes do Imposto de Renda e Contribuição Social (-) Imposto de Renda e Contribuição Social
Lucro Líquido do Exercício

Fonte: Elaborado pela autora

APÊNDICE C – SETORES DE ATUAÇÃO DAS EMPRESAS DO IAGRO B3

Quadro C.1 - Setores de atuação das empresas do IAGRO B3

Empresa	Setor/Atuação	Empresa	Setor/Atuação
Ambev s/a	Bebidas (cervejas, refrigerantes, energéticos, chás)	Klabin s/a	Papel e celulose (embalagens, papéis, higiene)
BrasilAgro	Agronegócio (grãos, cana- de-açúcar, pecuária)	M. Dias Branco	Alimentos (massas, biscoitos, farinhas, margarinas)
Armac	Administração de aeroportos	Marfrig	Proteína animal (carnes bovinas, de frango, processados)
Arezzo co	Calçados	Rumo s.a.	Logística ferroviária (transporte de grãos e contêineres)
Assai	Atacarejo (alimentos, bebidas, higiene, limpeza)	Raizen	Energia (açúcar, etanol, combustíveis)
Minerva	Proteína animal (carnes bovinas, suína, ovina)	Irani	Papel e celulose (embalagens de papelão, sacos industriais)
Camil	Alimentos (arroz, feijão, açúcar, farinha)	Randon Part	Equipamentos de transporte (reboques, semirreboques, vagões)
Carrefour Br	Varejo (hipermercados, supermercados, atacarejo)	Recrusul	Equipamentos agrícolas (colheitadeiras, plantadeiras)
Cosan	Energia, logística e infraestrutura (açúcar, etanol, combustíveis)	SLC agrícola	Agronegócio (grãos: soja, algodão, milho)
Dexco	Materiais para construção e móveis (Deca, Hydra, Portinari)	São Martinho	Sucroalcooleiro (açúcar, etanol, energia)
Grupo Mateus	Atacarejo (alimentos, bebidas, higiene, limpeza)	Boa Safra	Insumos agrícolas (sementes, fertilizantes, defensivos)
Hidrovias	Logística (transporte hidroviário e terminais portuários)	Suzano S.A.	Papel e celulose (celulose, papéis, embalagens)
JallesMachado	Sucroalcooleiro (açúcar, etanol, energia)	3Tentos	Agronegócio (grãos, biodiesel, rações, moagem de trigo)
JBS	Proteína animal (carnes bovinas, suína, de frango, alimentos processados)	Tupy	Peças fundidas (ferro e alumínio para automotivo e máquinas pesadas)
Kepler Weber	Equipamentos agrícolas (silos, armazenagem de grãos)	Vamos	Locação de equipamentos pesados (construção, mineração, infraestrutura)

Fonte: Elaborado pela autora com base em informações da B3 (2024)

APÊNDICE D – MATRIZ DE CORRELAÇÃO DAS SIMULAÇÕES DOS INDICADORES DO MODELO DE ELIZABETSKY

Tabela D.1 - Correlação das simulações dos indicadores do Modelo de Elizabetsky

	Margem Líquida	Disponível/ANC	Contas a receber/AT	Estoque/AT	Endividamento CP (ECP)
Margem Líquida	1,000				
Disponível/ANC	-0,004	1,000			
Contas a receber/AT	-0,100	0,178	1,000		
Estoque/AT	-0,243	0,201	0,579	1,000	
Endividamento CP (ECP)	-0,310	0,186	0,319	0,614	1,000

Fonte: Dados da pesquisa (2025).

APÊNDICE E – MATRIZ DE CORRELAÇÃO DAS SIMULAÇÕES DOS INDICADORES DO MODELO DE KANITZ

Tabela E.1 - Correlação das simulações dos indicadores do Modelo de Kanitz

	ROE	Liquidez Geral	Liquidez Seca	Liquidez Corrente	Endividamento
ROE	1,000				
Liquidez Geral	-0,002	1,000			
Liquidez Seca	-0,209	0,016	1,000		
Liquidez Corrente	-0,214	0,190	0,935	1,000	
Endividamento	0,347	-0,650	-0,029	-0,164	1,000

Fonte: Dados da pesquisa (2025).

APÊNDICE F – MATRIZ DE CORRELAÇÃO DAS SIMULAÇÕES DOS INDICADORES DO MODELO DE MATIAS

Tabela F.1 - Correlação das simulações dos indicadores do Modelo de Matias

	Capital Próprio	Finan e Emp./AC	Fornecedores/AT	Liquidez Corrente	Margem Operacional	Estrutura de Capital
Finan e Emp./AC	-0,342	1,000				
Fornecedores/AT	0,121	-0,206	1,000			
Liquidez Corrente	0,326	0,031	-0,459	1,000		
Margem Operacional	-0,093	0,341	-0,413	0,141	1,000	
Estrutura de Capital	0,162	-0,046	0,165	0,124	-0,091	1,000

Fonte: Dados da pesquisa (2025).