

**Pontifícia Universidade Católica de São Paulo
PUC-SP**

Carlos Alexandre Capistrano Ribeiro

**Os principais indicadores econômico-financeiros que contribuem com a avaliação do
momento para pedir a recuperação judicial**

Mestrado em Ciências Contábeis e Atuariais

**São Paulo
2022**

Pontifícia Universidade Católica de São Paulo
PUC-SP

Carlos Alexandre Capistrano Ribeiro

**Os principais indicadores econômico-financeiros que contribuem com a avaliação do
momento para pedir a recuperação judicial**

Mestrado em Ciências Contábeis e Atuariais

Dissertação apresentada à Banca Examinadora da Pontifícia Universidade Católica de São Paulo, como exigência parcial para a obtenção do título de MESTRE em Ciências Contábeis e Atuariais, sob a orientação do Prof. Dr. José Carlos Marion.

São Paulo
2022

Autorizo, exclusivamente para fins acadêmicos e científicos, a reprodução total ou parcial desta Dissertação de Mestrado por processos de fotocopiadoras ou eletrônicos.

Assinatura: _____

Data: _____

e-mail: _____

Sistemas de Bibliotecas da Pontifícia Universidade Católica de São Paulo -
Ficha Catalográfica com dados fornecidos pelo autor

R484o

Ribeiro, Carlos Alexandre Capistrano

Os principais indicadores econômico-financeiros que contribuem com a avaliação do momento para pedir a recuperação judicial. / Carlos Alexandre Capistrano Ribeiro. -- São Paulo: [s.n.], 2022.

53p. il. ; 30 cm.

Orientador: José Carlos Marion.

Dissertação (Mestrado)-- Pontifícia Universidade Católica de São Paulo, Programa de Estudos Pós-Graduados em Ciências Contábeis e Atuariais.

1. Indicadores econômico-financeiros. 2. Incorporação imobiliária. 3. Empresas de capital aberto. 4. Modelo de solvência. I. Marion, José Carlos. II. Pontifícia Universidade Católica de São Paulo, Programa de Estudos Pós-Graduados em Ciências Contábeis e Atuariais. III. Título.

CDD 657

Carlos Alexandre Capistrano Ribeiro

Os principais indicadores econômico-financeiros que contribuem com a avaliação do momento para pedir a recuperação judicial

Dissertação apresentada à Banca Examinadora da Pontifícia Universidade Católica de São Paulo, como exigência parcial para a obtenção do título de MESTRE em Ciências Contábeis e Atuariais.

Aprovado em: __ / __ / ____

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. José Carlos Marion – PUC-SP

Prof. Dr. Napoleão Verardi Galeale – PUC-SP

Prof. Dr. Ricardo Pereira Rios – UNISR

AGRADECIMENTOS

O momento de agradecimento é ímpar em nossas vidas. Não existe nenhuma fórmula matemática ou um modelo estatístico que possa representar este momento de felicidade dentro de mim. Esta dissertação trouxe para mim novos conhecimentos através dos autores de livros consagrados, professores, colegas de estudo, que fui conhecendo ao longo do tempo e, principalmente, a participação direta da minha família.

Deixo aqui meus agradecimentos à PUC/SP; ao Prof. Dr. Fernando de Almeida Santos, coordenador do curso de Mestrado de Contabilidade e Controladoria Atuariais; ao Prof. Dr. José Marion, meu orientador, que me ensinou além de questões técnicas; ao Prof. Dr. Alexandre Gonzales; e, como representantes dos colegas de turma, Suzana Rosa dos Santos e Adriano Dantas da Silva, que acompanharam toda esta trajetória.

Agradeço a Deus por todos os ensinamentos da vida, por me conceder o privilégio de trilhar este caminho de estudos com perseverança e resiliência. Sabemos que diversas barreiras aqui foram postas, porém superadas. Obrigado também por ter concedido saúde neste momento tão difícil, em que vivemos uma pandemia, do qual grandes amigos não estão para comemorar este momento comigo.

Reservei este último agradecimento aos meus familiares, em especial ao meu pai e minha mãe. Mesmo sem saberem o que estava além de uma graduação do ensino fundamental, sempre apoiaram e foram sempre contundentes para eu perseverar nos estudos. Agradeço também ao meu filho, com quem tive a oportunidade de compartilhar, através de conversas, momentos difíceis e gloriosos ao longo desta dissertação. E, por fim, mas não menos importante, minha esposa, que tem sua vida trilhada na área acadêmica e me incentivou para alcançar este objetivo.

“Lenda. Você é ou você conta.”

Autor desconhecido

RESUMO

RIBEIRO, C. A. C. Os principais indicadores econômico-financeiros que contribuem com a avaliação do momento para pedir a recuperação judicial. 2022. 49f. Dissertação (Mestrado em Ciências Contábeis e Atuariais) – Pontifícia Universidade Católica de São Paulo, São Paulo, 2022.

Os modelos de solvência consagrados na literatura por Kanitz (1974, 1976, 1978), Elizabetsky (1976) e Matias (1978) inspiraram neste estudo a construção de um modelo de solvência baseado nos indicadores econômico-financeiros que pudessem contribuir para a previsão da situação financeira e de solvências das empresas do segmento de incorporação imobiliária. Portanto, o objetivo desta dissertação é demonstrar a importância da gestão e de seus registros contábeis e financeiros para garantir a assertividade na elaboração dos indicadores econômico-financeiros que possam demonstrar a saúde financeira das empresas, e por meio de modelos estatísticos e matemáticos, se a empresa está sinalizando o momento de pedir a recuperação judicial. A antiga Lei nº 7.661 de 1945 Falência e Concordata, atrelada à alta da inflação, anulava as dívidas com os credores; por este motivo, não era bem-vista pelo mercado. A nova Lei de Recuperação Judicial e Falências, nº 11.101 de 2005 e atual Lei nº 14.112 de 2020 trouxeram grandes e importantes alterações para o soerguimento da empresa, para a superação de sua situação financeira, e para a função social, gerando a manutenção de empregos como fonte produtora. O segmento de incorporação imobiliária é um dos maiores impulsionadores na economia e geração de empregos. Embora existam milhares de empresas de pequeno a grande porte deste segmento, neste estudo, limitou-se às empresas de capital aberto listadas na B3 Bolsa de Valores do Brasil, a fim de garantir a equidade dos dados. Foram analisadas 28 empresas do segmento, sendo duas classificadas como em recuperação judicial e 26 empresas classificadas como solventes. Por meio do modelo estatístico multivariado e da técnica de análise discriminada, pudemos classificar dados qualitativos e quantitativos como os indicadores extraídos da Economatica, fonte de dados secundária. Com auxílio do *software* estatístico IBM® SPSS®, na sua versão 26, uma ferramenta amigável e intuitiva, obteve-se um modelo que pode contribuir para prever se a empresa está em vias de pedir a recuperação judicial e ainda ensejar o aprimoramento do modelo desenvolvido neste estudo.

Palavras-chave: indicadores econômico-financeiros; incorporação imobiliária; empresas de capital aberto; modelo de solvência; modelo estatístico multivariado.

ABSTRACT

RIBEIRO, C. A. C. *Os principais indicadores econômico-financeiros que contribuem com a avaliação do momento para pedir a recuperação judicial*. 2022. 49f. Dissertação (Mestrado em Ciências Contábeis e Atuariais) – Pontifícia Universidade Católica de São Paulo, São Paulo, 2022.

The solvency models established in the literature by Kanitz (1974, 1976, 1978), Elizabetsky (1976) and Matias (1978) inspired this study to build a solvency model based on economic and financial indicators that could contribute to the prediction of the financial situation and solvency of companies in the real estate development segment. Therefore, this dissertation aims to demonstrate the importance of management and its accounting and financial records to ensure assertiveness in preparing economic and financial indicators that can demonstrate, through statistical and mathematical models, whether the company is signaling the moment to seek judicial reorganization. The old Law No. 7661 of 1945 Bankruptcy and Reorganization, tied to high inflation, canceled the debts with the creditors; it was, thus, not well seen by the market. The new Judicial Reorganization and Bankruptcy Law No. 11,101 of 2005, and the current Law No. 14,112 of 2020, brought major and important changes for the recovery of the company, for overcoming its financial situation, and for society at large, generating the maintenance of jobs as a productive source. The real estate development segment is one of the biggest drivers of the economy and job generation. Although there are thousands of companies from small to large in this segment, this study was limited to publicly traded companies listed on the B3 Brazilian Stock Exchange in order to guarantee data equity. We analyzed 28 companies in the segment, of which two were classified as being in receivership and 26 as solvent. Through the multivariate statistical model and the discriminate analysis technique, it was possible to classify qualitative and quantitative data as indicators extracted from Economatica, a secondary data source. With the help of the IBM® SPSS® statistical software, version 26, a friendly and intuitive tool, a model was obtained that can not only help predict whether the company is on the verge of applying for judicial reorganization but also provide an opportunity to improve the model developed in this study.

Keywords: economic and financial indexes; real estate development; publicly traded companies; solvency models; multivariate statistical model.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	14
1.1	Apresentação	14
1.2	Problema	15
1.3	Questão de pesquisa	16
1.4	Objetivos geral e específico	17
1.5	Contribuição e impacto esperado	18
1.6	Limitações e delimitações do estudo	19
1.6.1	Limitações do estudo	19
1.6.2	Delimitações do estudo.....	19
2	REVISÃO DE LITERATURA	21
2.1	Análise das demonstrações contábeis	21
2.2	Indicadores de liquidez	22
2.2.1	Liquidez corrente	22
2.2.2	Liquidez seca	23
2.2.3	Liquidez imediata	23
2.3	Indicadores de endividamento geral	24
2.3.1	Dívida curto prazo e longo prazo.....	25
2.4	Indicadores de rentabilidade	25
2.4.1	Retorno sobre Ativos (ROA).....	26
2.4.2	Retorno sobre Patrimônio Líquido (ROE).....	26
2.5	Modelo de previsão de solvência	28
2.5.1	Modelo de Kanitz (1978).....	28
2.5.2	Modelo de Elizabetsky (1976).....	29
2.5.3	O modelo de Pereira	30
2.6	Recuperação judicial	31
3	PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS	34
3.1	Métodos	34
3.2	Análise discriminante	35
3.3	Coefficiente de correlação	36
3.4	Normalidade dos dados	37
3.5	CONTEXTUALIZAÇÃO	38
3.5.1	Covariância	38

3.5.2	Graus de liberdade (GL ou DF)	39
3.5.3	Estatística do teste	39
3.5.4	Hipóteses estatísticas	39
3.5.5	Hipótese nula (H0)	39
3.5.6	Hipótese alternativa (H1)	40
3.5.7	Outlier	40
3.5.8	P-valor	40
3.5.9	Qui-quadrado	40
3.5.10	Significância	40
3.5.11	Variância	41
3.6	Seleção de variáveis	41
3.7	Pressupostos da análise discriminante	42
3.8	Normalidade	42
3.9	Homogeneidade das matrizes de variância-covariância	43
3.10	Multicolinearidade	44
3.11	Ausência de valores atípicos	46
3.12	Análise discriminante	47
4	CONSIDERAÇÕES FINAIS	49
4.1	Caso prático	49
4.2	Conclusão	49
	REFERÊNCIAS	52

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Variáveis significativas do modelo completo.....	41
Tabela 2 - Testes de Normalidade	43
Tabela 3 - Fator de Inflação da Variância.....	46

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Intensidade da correlação.....	36
Quadro 2 - Teste M de Box	44
Quadro 3 - Teste Lambda de Wilks	47

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

BRGAAP=	Princípios Contábeis Geralmente Aceitos no Brasil
CFC=	Conselho Federal de Contabilidade
CPC=	Comitê de Pronunciamentos Contábeis
CVM=	Comissão de Valores Mobiliários
DRA=	Demonstração de Resultados Abrangentes
DRE=	Demonstração de Resultado do Exercício
EBITDA=	<i>Earnings Before Interests, Taxes, Depreciation and Amortization</i>
EMH=	<i>Efficient Market Hipotesys</i>
ERP=	Enterprise Resource Planning
FASB=	<i>Financial Accounting Standards Board</i>
HLM =	<i>Hierarchical Linear Modeling</i>
HME=	Hipótese do Mercado Eficiente
IASB=	<i>International Accounting Standards Board</i>
IASC=	<i>International Accounting Standards Committee</i>
IBrX-100 =	Índice Brasil
ICPC=	Interpretação do Comitê de Pronunciamentos Contábeis
IFRS=	<i>International Financial Reporting Standards</i>
ISE=	Índice de Sustentabilidade Empresarial
JCP=	Juros sobre o Capital Próprio
NYSE=	<i>New York Stock Exchange</i>
PL=	Patrimônio Líquido
POC=	Plano Oficial de Contabilidade
RFB=	Receita Federal do Brasil
RTT=	Regime Tributário de Transição
S.A.=	Sociedade por Ações
USGAAP=	<i>Generally Accepted Accounting Principles in the United States</i>

1 INTRODUÇÃO

1.1 Apresentação

O objetivo desta dissertação é delinear um conjunto de indicadores econômico-financeiros que contribuem para demonstrar que as companhias no segmento do mercado de incorporação imobiliária, em estado solvente, podem estar na verdade em estado de insolvência. A nossa amostra delimita-se às companhias de grande porte com denominação de S.A. (Sociedade Anônima) de capital aberto listadas na Bolsa de Valores do Brasil. Tal hipótese do estado de insolvência pode levá-las à dissolução quando são tomadas decisões tardias pelos dirigentes das companhias brasileiras em momentos de crise econômico-financeira, levando-as à falência.

A recuperação judicial é uma ferramenta que tem por objetivo viabilizar a superação da situação de crise econômico-financeira do devedor, a fim de permitir a manutenção da fonte produtora, do emprego dos trabalhadores e dos interesses dos credores, promovendo, assim, a preservação da companhia, de sua função social e do estímulo à atividade econômica. A Lei nº 14.112/2020, que entrou em vigor em janeiro de 2021, trouxe alterações as Leis de Recuperação Judicial e Falências, nº 11.101, de 9 de fevereiro de 2005, 10.522, de 19 de julho de 2002, e 8.929, de 22 de agosto de 1994, para atualizar a legislação referente à recuperação judicial, à recuperação extrajudicial e à falência do empresário e da sociedade empresária (BRASIL, 2020).

Nesta dissertação, objetiva-se identificar quais são os indicadores contábeis, econômico-financeiros ou o conjunto deles e as relações entre eles, por meio da análise discriminante multivariada, que contribuirão nas tomadas de decisão dos empreendedores para que entrem com um pedido de recuperação judicial da companhia sem que este processo gere dificuldade, preservando sua capacidade produtiva e assegurando a garantia de tratamento diferenciado e favorecido. A lei da recuperação judicial deixa expressa a importância dos registros contábeis e sua organização para garantir o requerimento da recuperação judicial, como observa o Art. 41 (BRASIL, 2020):

§ 5º Para os fins de atendimento ao disposto nos §§ 2º e 3º deste artigo, as informações contábeis relativas a receitas, a bens, a despesas, a custos e a dívidas deverão estar organizadas de acordo com a legislação e com o padrão contábil da legislação correlata

vigente, bem como guardar obediência ao regime de competência e de elaboração de balanço patrimonial por contador habilitado. (NR)

A elaboração dos documentos contábeis com informações inexatas no processo de requerimento, ou deferimentos da recuperação judicial que possam lesar ou prejudicar os credores, é caracterizada como crimes falimentares de natureza penal. Além das dificuldades financeiras que as empresas passam, independentemente do seu porte ou modelo societário, por questões de alavancagem, crise econômica, política e sanitária, como estamos vivendo com a pandemia da COVID-19, existem diversos estudos e modelos estatísticos com objetivos de prever a insolvência ou até a falência das empresas. Este estudo, assim, buscou observar um grupo de empresas listadas na Bolsa de Valores e do mercado de incorporação imobiliária.

1.2 Problema

Ao longo do tempo, desde a vigência do Plano Real em 1994, as companhias ganharam uma estabilidade econômica, potencializando o planejamento estratégico de longo prazo. Desta maneira, houve um aumento vertiginoso de oportunidades nas operações de crédito por meio de bancos, fundos de investimento e de outras instituições financeiras para se operacionalizar as necessidades das companhias na captação de capital de giro para os investimentos rumo ao crescimento. Os anseios, porém, levaram os acionistas e executivos à não observância dos seus indicadores econômico-financeiros, levando as empresas de um estado de solvência para insolvência.

Os aspectos conjunturais e estruturais das empresas do segmento do mercado de incorporação imobiliária, para lançar seus novos empreendimentos, são extremamente alavancados. Esse modelo de negócio faz com que as empresas necessitem de capital de giro, financiamentos para construção dos empreendimentos para conseguirem adequar o fluxo de caixa, além do ciclo de maturação dos projetos ser de longo prazo, estão sempre vulneráveis em relação aos fatores externos, englobando as variáveis macroeconômicas e microeconômicas. As limitações decorrentes da administração com apenas medidas

financeiras são conhecidas há décadas, e as tentativas de se incorporar medidas não-financeiras acabam constituindo coleções de medidas, servindo mais como relações de controle para acompanhamento e melhoria dos sistemas inteligíveis de medidas interligadas, sem qualquer relação com a estratégia (KAPLAN; NORTON, 2001).

Podemos perceber que, além dos problemas econômico-financeiros, as companhias que se encontram em recuperação judicial têm que enfrentar uma visão pejorativa que o mercado e a sociedade as impõem, vendo-as como sinônimo de fracasso da gestão empresarial, sem que sejam levados em consideração outros fatores como os períodos de crises econômico-financeiras no mercado nacional e internacional, as crises políticas, ou a crise sanitária que estamos vivendo com a pandemia de COVID-19. Este é, assim, uns dos principais motivos pelos quais os executivos e acionistas deixam de utilizar uma ferramenta prevista na Lei nº 14.112, de 24 de dezembro de 2020 ou, muitas vezes, recorrem tardiamente ao processo da recuperação judicial, devido à crença predominante de que se consegue reverter o estado de insolvência. Esta é tida como uma ferramenta que ainda é vista de forma deslegante e que pode descredenciar o empresário junto ao mercado. O problema a ser resolvido é buscar indicadores que possam contribuir e demonstrar se a companhia está no estado de solvência ou insolvência.

1.3 Questão de pesquisa

Existem diversos modelos estatísticos e técnicas para que possamos avaliar os riscos de créditos, além de diversas literaturas e publicações que podem auxiliar na análise de dados extraídos das empresas de capital aberto listadas na Bolsa de Mercadorias & Futuros (BF&M), tornando nossa base de pesquisa uma fonte de dados secundários. A pesquisa realizada, neste estudo, é classificada como quantitativa, com utilização da análise discriminante multivariada pela forma de abordagem do problema, pois são utilizados dados numéricos obtidos nas demonstrações contábeis das companhias pesquisadas e que, sequencialmente, foram analisados e interpretados. O problema a ser resolvido é contribuir para saber se a companhia está em um estado solvente ou insolvente.

Os dados da pesquisa buscam explicar a relação entre duas ou mais variáveis, e se elas estão relacionadas ou se provocam mudanças em outras variáveis. Conforme procedimentos técnicos aplicados, o estudo descreve-se como método estatístico. Gil (2008) salienta que este

tipo de pesquisa se baseia na aplicação da teoria da estatística e probabilidade e fundamenta um importante auxílio para análise em Ciências Sociais.

Embora os modelos multivariados, principalmente aqueles baseados em dados contábeis, sejam criticados sob a alegação de que são essencialmente empíricos e pela não-consideração de variáveis ou riscos fora dos balanços, diversos estudos mostraram que eles têm apresentado bons índices de acertos nas previsões ao longo de muitos períodos (GUIMARÃES; ALVES, 2009; GUIMARÃES; MOREIRA, 2008).

Como forma de delimitação da pesquisa, foram analisadas as empresas listadas da Bolsa de Valores de São Paulo, do segmento do mercado imobiliário, levando em conta a contabilização das suas movimentações financeiras, conforme orientação do Comitê de Pronunciamentos Contábeis (CPC), o Conselho Federal de Contabilidade (CFC) e a Comissão de Valores Mobiliários (CVM), que determinam a contabilização por meio da aplicação do Pronunciamento Técnico CPC 47 às Entidades de Incorporação Imobiliária Brasileiras. Não se poderia comparar, portanto, um modelo de solvência com outras empresas de outros segmentos.

1.4 Objetivos geral e específico

O objetivo geral desta dissertação é contribuir justamente para desmistificar o momento mais apropriado para entrar com o pedido de recuperação judicial, utilizando modelos estáticos de forma simples e sem os rigores das formulações matemáticas por meio da análise discriminante, uma técnica que permite que cálculos de regressão linear sejam realizados com variáveis não numéricas. Segundo Castro (2003), estudos com boas técnicas de previsão de insolvência são importantes porque podem ajudar os gestores a avaliar o desempenho empresarial da organização, evitando que caiam em uma situação irreversível. Como evidência, Altman, Baidya e Dias (1979) enfatizam que os estudos sobre estado de insolvência e previsão para evitar a insolvência são relevantes porque oferecem a possibilidade das companhias desenvolverem medidas corretivas para evitar a falência. Nesse sentido, esta pesquisa é relevante, pois busca identificar as características das empresas, por meio de alguns indicadores contábeis, que estão em recuperação judicial para auxiliar na

tomada de decisões de investimento dos *stakeholders*. A realização do objetivo geral desta dissertação nos remete aos seguintes objetivos específicos: descrever os principais indicadores contábeis de desempenho; construir um modelo de insolvência para análise discriminante; demonstrar os modelos estatísticos da análise discriminante; observar o nível de necessidade de capital de giro e endividamento para as companhias manterem o estado de solvência; relatar os principais ajustes contábeis na construção dos indicadores; contextualizar as particularidades do Percentual de Obra Concluída (POC) na contabilidade.

1.5 Contribuição e impacto esperado

A análise de balanços por meio de indicadores contábeis tem se desenvolvido no meio acadêmico graças à integração com a comunidade empresarial. O escopo desses indicadores é abrangente e há a possibilidade de criar fórmulas de acordo com necessidades específicas. A contribuição desta dissertação é oferecer e/ou auxiliar na construção de um modelo que possa contribuir para que analistas não se sintam perdidos diante de um grande volume de índices, quocientes e indicadores, muitas vezes repetitivos ou até contraditórios, sem contar com a especificidade do mercado imobiliário. Essas análises de insolvência são dispostas em grupos ou modelos específicos que procuram analisar o estado de solvência ou insolvência. As análises tradicionais, por outro lado, são dispostas em grupos de indicadores que procuram avaliar as situações de liquidez, endividamento, rentabilidade e alavancagem, retorno de investimento, estrutura dos ativos, qualidade dos passivos etc. Íudícibus (2010, p. 142), em seus estudos de análise de balanços, também relata o fato de que: “Stephen C. Kanitz [...] construiu o chamado “termômetro da insolvência”. Por outro lado, não revelou a metodologia empregada para construir o termômetro.”

A busca para impactar nossos *stakeholders* com outras análises se compõe na forma de modelos com capacidade preditiva, estruturados a partir de uma cesta de informações e ponderadas de acordo com critérios estatísticos. É o caso do modelo da análise discriminante, usado para se observar a previsão de falência e que é o enfoque deste estudo, além do auxílio do software estatístico IBM® SPSS®, em sua versão 26, para que não haja dependência das equações propostas por outros modelos.

1.6 Limitações e delimitações do estudo

1.6.1 Limitações do estudo

A limitação deste estudo está atrelada à confiabilidade nas publicações das demonstrações financeiras das companhias de capital aberto listadas na B3 Bolsa de Valores do Brasil, e informações disponíveis nos sites das companhias nas abas de relação com investidores e na base de dados da Empresa Economatica.

De acordo com Kanitz, as razões são: a deficiência *Enterprise Resource Planning* (ERP) ou Sistema de Gestão Financeira e Contábeis, na falta de observação aos princípios contábeis geralmente aceitos, falta de padronização, adulteração consciente da administração, principalmente em períodos que antecedem os pedidos de recuperação judicial, e o embelezamento, com o intuito de melhorar alguns índices financeiros (KASSAI, 2002).

Mesmo reconhecendo essa limitação, este estudo persistiu na análise dos dados contábeis por considerar as opiniões do próprio Kanitz, demonstrando que os números dos balanços, fidedignos ou não, servem para prever uma insolvência (KASSAI, 2002).

A outra limitação diz respeito à utilização exclusiva do Balanço Patrimonial e da Demonstração de Resultados como fontes de dados. São companhias que possuem auditoria obrigatoriamente, porém por haver informações importantes que não foram contextualizadas nas notas explicativas das demonstrações financeiras, podendo levar as companhias ao estado de insolvência que não serão observadas neste estudo. Um ponto a se considerar, em relação a essa limitação, é o da utilização de dados passados para prever o futuro da companhia. Ademais, pode haver informações externas que poderiam influenciar nos resultados.

1.6.2 Delimitações do estudo

Delimitou-se a escolha, para este estudo, de companhias do segmento de incorporação no mercado imobiliário, sendo todas de capital aberto listadas na B3 Bolsa de Valores do Brasil com informações disponíveis nos sites das companhias nas abas de relação com

investidores, e em estado de insolvência. A análise de dados será delimitada aos 10 últimos anos de operação da empresa.

2 REVISÃO DE LITERATURA

2.1 Análise das demonstrações contábeis

A leitura dos indicadores obtidos nas demonstrações contábeis, gerados por coeficiente ou dados, é uma técnica de avaliações extremamente importante para a análise das demonstrações contábeis. Assim, cada companhia pode avaliar e diagnosticar a saúde econômica, financeira e operacional (FERRARI, 2014).

Conforme Marion (2012), a análise das demonstrações contábeis surgiu com objetivo de calcular a flutuação da capacidade econômico-financeira das companhias, desenvolvendo-se ao longo do período e envolvendo diversos adeptos, e assim, os indicadores utilizados, acionistas, investidores, administradores, entre outras partes interessadas, os *stakeholders*.

De acordo com Iudícibus (2010, p. 92), “a análise de Balanços encontra seu ponto mais importante no cálculo e avaliação do significado de quocientes, relacionando principalmente itens e grupos do Balanço e da demonstração do resultado”. Segundo ainda este autor, o ápice da capacidade de contrair informações valiosas na análise das demonstrações contábeis por meio das relações, as contas contábeis e seus grupos de contas, gerar um painel de controle *dashboard* através de um conjunto de indicadores que ajudam nas tomadas de decisões nos momentos/processos decisórios das companhias (IUDÍCIBUS, 2007).

Os indicadores econômico-financeiros são a expressão de diversos indicadores ou quocientes, que têm como objetivo promover e aprofundar a análise das demonstrações financeiras. Um índice é uma ligação entre contas ou grupos de contas nas demonstrações financeiras e é projetado para mostrar um determinado aspecto da situação econômica ou financeira de uma companhia (KITZBERGER; PADOVEZE, 2015).

2.2 Indicadores de liquidez

Os indicadores de liquidez são índices financeiros utilizados para verificar sua capacidade financeira, geração de riqueza, e como está o crédito da companhia, sua capacidade para cumprir com as obrigações no passivo de curto e longo prazo. Entendemos que estes índices são *drives* para avaliar e acompanhar a saúde financeira das companhias.

Para Santos e Barros (2005), a utilização de índices é de grande importância, pois basicamente fornece uma visão da situação econômico-financeira das companhias onde se avalia a capacidade de pagamento da entidade. Os índices mais conhecidos são: índice de liquidez corrente; índice de liquidez seca; índice de liquidez imediata.

Segundo Ferrari (2014), o principal objetivo dos índices de liquidez é avaliar a situação financeira de uma organização e medir a capacidade da companhia em pagar dívidas no curto e/ou longo prazo por meio da utilização de recursos. Tendo interesse na aplicação desses índices, os credores procuram avaliar os riscos dos créditos concedidos e novas concessões para esses créditos.

Portanto, é necessário determinar e analisar os índices de liquidez que contenham os melhores *outputs* de informações sobre a insolvência da companhia, ou seja, quais índices têm maior correlação para gerir uma companhia com o estado de insolvência (FAMÁ; GRAVA, 2000). Na visão de Famá e Grava (2000), quando uma companhia não possui recursos suficientes para pagar suas obrigações, a companhia é classificada como insolvente.

2.2.1 Liquidez corrente

Segundo Ferrari (2014), este índice busca medir a capacidade de uma companhia em honrar suas obrigações no curto prazo, utilizando seus recursos atribuídos em ativos líquidos. De certa forma, quanto mais longo o ciclo de negócios de uma companhia, mais ela precisa de um índice de liquidez maior.

Fórmula: $\text{Liquidez Corrente} = \frac{\text{ativo circulante}}{\text{passivo circulante}}$.

Para Matarazzo (2003), alta liquidez nem sempre é sinal de ineficiência em gestão de finanças. Se o alto índice de liquidez se deve ao baixo passivo circulante, podemos avaliar ou observar se a companhia busca evitar despesas financeiras e ainda compra utilizando seu caixa (consideramos pagamento à vista, mesmo que o valor seja maior). Ele destaca ainda que, se um analista ou investidor observar que o índice de liquidez é inferior a 1,00 ao analisar o balanço de uma companhia, ele não deve, a princípio, pensar que a companhia não tem condições de quitar suas dívidas nas data pré-estabelecidas “em dia”.

Equação: Ativo circulante/ passivo circulante (ZDANOWICZ, 2012).

2.2.2 Liquidez seca

Liquidez Seca é um indicador que não considera o estoque por ser menos líquido do ativo circulante. Este indicador evidencia a capacidade da empresa em honrar sua dívida no curto prazo, ou seja, deverá ter recursos suficientes no ativo circulante, sem considerar o estoque, para o pagamento das dívidas.

Equação: $\text{Liquidez Seca} = (\text{Ativo Circulante} - \text{Estoque}) / \text{Passivo Circulante}$. (ZDANOWICZ, 2012).

Nesse sentido, Zdanowicz (2012, p. 72) esclarece que:

A liquidez seca informa a capacidade financeira da empresa em pagar suas obrigações de curto prazo, valendo-se dos seus ativos mais líquidos no período considerando, ou seja, as disponibilidades e os valores a receber líquidos de vendas (os recebíveis).

2.2.3 Liquidez imediata

Liquidez Imediata é um indicador que mede e identifica a disponibilidade da empresa possuir de imediato para quitar suas dívidas contraídas no mesmo período. Este indicador,

quanto maior for evidenciado, demonstra os recursos disponíveis no ativo circulante pela empresa.

Equação: $\text{Liquidez Imediata} = \text{Disponível} / \text{Passivo Circulante}$. Fonte:(ZDANOWICZ, 2012).

De acordo com Zdanowicz (2012, p. 70),

Esse indicador informa o quanto de dívidas em curto prazo da empresa pode ser saldado de imediato, ou seja, utilizando-se somente as suas disponibilidades (caixa, bancos e aplicações financeiras de pronto resgate) existentes no momento.

2.3 Indicadores de endividamento geral

O Indicador de Endividamento Geral tem a função de demonstrar qual proporção do ativo da empresa estão sendo financiados por terceiros. Com os indicadores de endividamento, como Total, Curto Prazo e de Longo Prazo, pode-se analisar a estrutura de capital da empresa, seu grau de endividamento e o comprometimento do ativo para liquidar os seus compromissos com os credores.

Índice que indica o endividamento geral e o percentual da Participação de Capitais de Terceiros, o indicador de garantia de capital de terceiros demonstra a proporção do capital de terceiros sobre o capital próprio, informando se a empresa tem dependência ou não de recursos de terceiros para viabilizar suas atividades (ZDANOWICZ, 2012).

Equação: $\text{Participação de Capitais de Terceiros} = (\text{Passivo Circulante} + \text{Passivo Exigível não circulante}) / (\text{passivo circulante} + \text{Passivo Exigível não circulante} + \text{Patrimônio Líquido})$ (MARION, 2012).

2.3.1 Dívida curto prazo e longo prazo

O indicador de composição de endividamento tem como objetivo demonstrar como está estruturada a dívida da empresa e como será honrada em curto e longo prazo, avaliando o total do capital de terceiros que a empresa tem como obrigações.

O indicador da composição do endividamento demonstra as características do endividamento com capital de terceiros da empresa quanto aos prazos das suas obrigações. Quanto mais endividamento tiver para ser quitado no curto prazo, haverá maior necessidade em gerar caixa também no curto prazo para fazer frente e honrar suas obrigações com terceiros.

Equação: Composição do endividamento = $((\text{passivo circulante} \times 100) / \text{passivo exigível ao longo prazo})$ (SILVA, 2001).

2.4 Indicadores de rentabilidade

Os indicadores de rentabilidade proporcionam nos demonstrar o resultado das operações realizadas pela empresa, evidenciando qual foi a rentabilidade sobre os capitais investidos. É um dos principais indicadores de desempenho de um negócio. A Taxa de Retorno Sobre o investimento (TRIA) – Taxa de Retorno sobre o Investimento (TRI) – mede a eficácia da administração de uma empresa em termos de geração de lucros com os ativos disponíveis (GITMAN, 2004). O cálculo da taxa de retorno sobre o investimento ocorre por meio da seguinte fórmula:

Equação: Estrutura do Endividamento = $(\text{Passivo circulante} \times 100) / ((\text{Passivo Circulante} + \text{Passivo Exigível longo prazo}))$ (MARION, 2012).

2.4.1 Retorno sobre Ativos (ROA)

O Retorno sobre Ativos (ROA) é um dos indicadores que calcula o retorno sobre os investimentos que, de acordo com Matarazzo (2003), demonstra a capacidade da empresa, por meio das suas operações, gerar lucro líquido. O índice ou taxa de retorno sobre o ativo, de acordo com Gitman (2002), calcula a geração de lucros com os ativos disponíveis. Para Marion (2001), o arranjo dos ativos é o que gera recursos para a empresa. Estes são os investimentos feitos pela empresa para obter receitas e sendo assim gerar o lucro. Porém, a taxa de retorno sobre o investimento é dada comparando-se este lucro com os ativos gerados.

De acordo com Matarazzo (2003), Zdanowicz (1998) e Marion (2001), a fórmula de cálculo ROA é a seguinte:

$$\text{Taxa de retorno sobre ativos} = \frac{\text{Lucro líquido após o imposto de renda}}{\text{Total de ativos}}$$

Segundo o Gitman (2002), alguns autores consideram que ROA e ROI demonstram a mesma informação; mas, de acordo com Reis (2003), existe uma diferença entre os indicadores que está no denominador, o ROI. Este denominador é formado pelos ativos operacionais (excluindo montantes não utilizados na atividade principal da empresa), enquanto em ROA o denominador é o ativo total. Zdanowicz (1998) afirma existir uma diferença conceitual entre ROI e ROA, sendo que o primeiro é associado apenas com a atividade específica, em termos de receita operacional líquida, rendimento operacional líquido, enquanto o último inclui o total das vendas, lucros e ativos da empresa em um determinado período.

2.4.2 Retorno sobre Patrimônio Líquido (ROE)

O objetivo de se calcular este índice é verificar qual foi a taxa de rendimento do patrimônio líquido da companhia. O índice indica o quanto a companhia gerou de lucro para cada R\$1,00 de recursos próprios investidos, ou seja, é uma forma de medir a capacidade da companhia em agregar valor a si mesma com a utilização de seu próprio capital. Quanto

maior o resultado desse índice, melhor, pois maior será a relação entre lucro e o capital próprio investido (MATARAZZO, 2010).

Conforme Ross, Westerfield e Jordan (2013), o ROE (*return on equity*) é a taxa de retorno do capital próprio, sendo uma forma de medir o desempenho do investimento dos acionistas durante o ano. Além disso, para Martins, Miranda e Diniz (2012), o Retorno sobre Patrimônio Líquido (ROE) retrata o retorno gerado pelas atividades das companhias, considerando os recursos aplicados pelos acionistas, ou seja, o retorno relativo ao capital próprio.

O ROE é o indicador mais importante para os investidores, “porque demonstra a capacidade da companhia de remunerar o capital que foi investido pelos sócios.” (MARTINS; MIRANDA; DINIZ, 2012, p.227). Embora, esse índice não fique isento de limitações, apresentando sensibilidade à alavancagem, e nem sempre representará a criação de valor. Assaf Neto (2006) faz menção ao risco financeiro e conclui que, para uma boa análise, o ROE de uma companhia deve ser confrontado com o custo de capital próprio, porque considera o risco de alavancagem e do negócio, uma vez que, quanto mais alavancada a companhia, maior será o ROE.

Para apurar o ROE anual, o mais correto seria considerar o Patrimônio Líquido (PL) inicial mais aumentos/diminuições de capital que não incorporam o lucro/prejuízo do período, sendo os aumentos/diminuições considerados proporcionalmente pelo tempo de permanência na companhia. Devem ser considerados o percentual de inflação do período e esses valores deveriam ser, adequadamente, corrigidos para moeda de final de exercício, assim como o lucro líquido, para que os valores a serem relacionados estejam em moeda do mesmo período (MATARAZZO, 2010). Porém, conforme Gregório (2005), na prática acaba-se utilizando fórmulas mais simples, que são utilizadas por revistas e publicações que é o lucro do exercício dividido pelo PL médio.

2.5 Modelo de previsão de solvência

Os estudos sobre os modelos de previsão de solvência estão prestes a completar 100 anos. Um dos primeiros estudos ocorreu em 1930, em que se buscava avaliar o processo de falência por meio dos demonstrativos econômico-financeiros. Podemos observar obras relevantes naqueles tempos, como as de Ramser e Foster (1931) e Fitzpatrick (1932), que estudaram índices financeiros para verificar sinais de falência nas empresas.

Mas foi somente em meados da década de 1960, com o avanço das ferramentas estatísticas, que os modelos começaram a obter sua relevância (LINS et al., 2010). Os principais modelos com previsão de solvência foram: o de Beaver (1966) que, com auxílio de ferramentas estatísticas e através da técnicas univariadas, conseguiu demonstrar a previsão de insolvência; o de Altman (1968) que explorou uma análise discriminante multivariada; e de Ohlson (1980) que baseou-se em regressão logística. Já no Brasil, os primeiros modelos se deram nos anos 70 com os estudos propostos por Kanitz (1974, 1976, 1978), Elizabetsky (1976) e Matias (1978).

2.5.1 Modelo de Kanitz (1978)

Segundo Silva (2000), Kassai (1998) e Vasconcelos (2006), Stephen C. Kanitz foi o primeiro a usar análise de discriminantes e se consagrou com o termômetro de insolvência, que estabelece escalas de -7 a +7 que definem níveis de insolvência: entre -7 e -3 são insolventes, entre -3 e 0 estão na penumbra (situação intermediária) e entre 0 e +7 são solventes. Observou-se que, na grande maioria dos editais (60%), o termômetro de insolvência de Kanitz (1974), é o único indicador utilizado para se verificar a situação econômico-financeira das empresas licitantes. Não podemos deixar de ressaltar as deficiências desse termômetro, pois ao longo do tempo seus resultados são válidos apenas para a amostra utilizada, não devendo ser generalizados para outras empresas em diferentes períodos.

Fórmula Variáveis/Descrição

$$FI = 0,05 X^1 + 1,65 X^2 + 3,55X^3 - 1,06 X^4 - 0,33 X^5$$

- $X^1 = \text{Lucro Líquido/Patrimônio Líquido}$
- $X^2 = \text{Ativo Circulante/Realizável a Longo Prazo}$
- $X^3 = (\text{Ativo Circulante} - \text{Estoques}) / \text{Passivo Circulante}$
- $X^4 = \text{Ativo Circulante/Passivo Circulante}$
- $X^5 = \text{Exigível Total/Patrimônio Líquido}$

A classificação definida por Kanitz (1978):

- FI entre 0 e 7 → sem problemas financeiros – solvente
- FI entre 0 e -3 → com situação financeira indefinida
- FI entre -3 e -7 → enfrentando problemas financeiros – insolvente

2.5.2 Modelo de Elizabetsky (1976)

Em 1976, Elizabetsky desenvolveu um modelo matemático baseado na análise discriminante. O objetivo de seu trabalho era padronizar o processo de avaliação e concessão de crédito a clientes (pessoas físicas e jurídicas). Utilizou uma amostra de 373 indústrias do setor de confecções, sendo 274 classificadas como solventes e 99 como insolventes (REZENDE; FARIAS; OLIVEIRA, 2013).

Fórmula Variáveis/Descrição

$$Z = 1,93 X^1 - 0,20 X^2 + 1,02 X^3 + 1,33 X^4 - 1,12 X^5$$

- $X^1 = \text{Lucro Líquido/Vendas}$
- $X^2 = \text{Disponível/Ativo Permanente}$
- $X^3 = \text{Contas a Receber/Ativo Total}$
- $X^4 = \text{Estoques/Ativo Total}$

- $X^5 = \text{Passivo Circulante}/\text{Ativo Total}$

A classificação definida por Elizabetsky (1976):

- Z inferior a 0,5 → insolvente
- Z superior a 0,5 → solvente

2.5.3 O modelo de Pereira

Criados por Pereira (SILVA, 2001), esses dois modelos são específicos para empresas dos segmentos de comércio e para indústrias, de modo que, para a classificação do estado de solvência, seria mais adequado avaliar o momento econômico-financeiro ao longo do tempo.

Fórmula Variáveis/Descrição do modelo para indústria

$$Z1 = 0,722 - 5,12 E23 + 11,02 L19 - 0,34 L21 - 0,05 L26 + 8,61 R13 - 0,004 R29$$

$$Z2 = 5,235 - 9,437 E3 - 0,010 E9 + 5,327 E10 - 3,939 E13 - 0,681 L1 + 9,693 R13$$

- E23 = duplicatas descontadas/duplicatas a receber
- L19 = estoques/(vendas – lucro bruto)
- L21 = fornecedores/vendas
- L26 = estoque médio/(vendas – lucro bruto)
- R13 = (lucro operacional + despesas financeiras)/(ativo total médio – investimento médio)
- R29 = (passivo circulante + exigível a longo prazo)/(lucro líquido + 0,01 x imobilizado médio + correção monetária)
- E3 = (passivo circulante + exigível a longo prazo)/ativo total
- E9 = (variação do imobilizado)/(lucro líquido + 0,1 x imobilizado médio – saldo correção monetária + variação do exigível a longo prazo)
- E10 = fornecedores/ativo total
- E13 = estoque/ativo total
- L1 = ativo circulante/passivo circulante

Fórmula Variáveis/Descrição do modelo para comércio

$$Z1 = 1,327 + 7,561 E5 + 8,201 E11 - 8,546 L17 + 4,218 R13 + 1,982 R23 + 0,091 R28$$

$$Z2 = 2,368 - 1,994 E5 + 0,138 E9 - 0,187 E25 - 0,025 L27 - 0,184 R11 + 8,059 R23$$

- E5 = (reservas + lucros acumulados)/ativo total
- E9 = (variação do imobilizado)/(lucro líquido + 0,1 x imobilizado médio – saldo correção monetária + variação do exigível a longo prazo)
- E11 = disponível/ativo total
- E25 = disponível/ativo permanente
- L17 = (ativo circulante – disponível – passivo circulante + financiamentos + duplicatas descontadas)/vendas
- L27 = (duplicatas a receber x 360)/vendas
- R11 = (ativo total médio – salários, tributos e correções médios)/patrimônio líquido médio
- R13 = (lucro operacional + despesas financeiras)/(ativo total médio – investimento médio)
- R23 = lucro operacional/lucro bruto
- R28 = (patrimônio líquido/capital de terceiros)/(margem bruta/ciclo financeiro)

A classificação definida por Silva (2001), para ambos os modelos:

- Z inferior a 0 → insolvente
- Z superior a 0 → solvente

2.6 Recuperação judicial

Ressalta-se a Lei nº 14.112, de 24 de dezembro de 2020, que alterou a Lei nº 13.105, de 16 de março de 2015, a Lei nº 11.101, de 9 de fevereiro de 2005 e Lei nº 7.661, de 21 de

julho 1945, para atualizar a legislação referente à recuperação judicial, à recuperação extrajudicial e à falência do empresário e da sociedade empresária (BRASIL, 2020).

Conforme art. 47 da Lei 11.101/2005:

a recuperação judicial tem por objetivo viabilizar a superação da situação de crise econômico-financeira do devedor, a fim de permitir a manutenção da fonte produtora, do emprego dos trabalhadores e dos interesses dos credores, promovendo, assim, a preservação da empresa, sua função social e o estímulo à atividade econômica. (BRASIL, 2005).

De acordo com (BEZERRA FILHO, 2019), é importante manter a fonte de produção, manter o funcionamento da companhia, manter o emprego de trabalhadores e os interesses dos credores. A nova lei introduziu inovações nos procedimentos de recuperação judicial, que aumentaram sobremaneira as chances de sucesso da companhia, a saber (BRASIL, 2005):

maior mobilidade para conversão do patrimônio em garantia de eventuais empréstimos, para fins de entrada de capital na empresa;
dispensa da apresentação de certidões negativas para que o devedor exerça suas atividades, observado o disposto no § 3º do art. 195 da Constituição Federal e no art. 69 desta Lei;
"devedor, até a aprovação do plano de recuperação judicial, distribuir lucros ou dividendos a sócios e acionistas, sujeitando-se o infrator ao disposto no art. 168 desta Lei" (art. 6º-A)
autorizar a celebração de contratos de financiamento com o devedor, garantidos pela oneração ou pela alienação fiduciária de bens e direitos, seus ou de terceiros, pertencentes ao ativo não circulante, para financiar as suas atividades e as despesas de reestruturação ou de preservação do valor de ativos" (art. 69-A, caput);
grupo econômico - consolidação processual e substancial (art. 69-G e seguintes);
desconsideração da personalidade jurídica (art. 82-A);
apresentação do plano de recuperação judicial pelos credores (art. 56, § 4º);
parcelamento fiscal federal em até 120 prestações (art. 10-A e seguintes da lei 10.522/2002, alterada pelo art. 3º da lei 14.112/2020);
detalhamento dos objetivos da falência (art. 75);
o quadro geral de credor é formado independentemente do julgamento de todas as habilitações (art. 10, §§ 7º e 9º);

Portanto, parece que, com a introdução das novas leis de falências e recuperações judiciais, as organizações têm mais oportunidades de se recuperar e superar crises econômicas e financeiras. Considerando que é impossível crescer ininterruptamente, qualquer companhia passará por períodos de turbulência em seu ciclo natural de vida (DRUCKER, 2006). Desse modo, em tempos de turbulência, as organizações precisam promover profundas mudanças

estruturais com o objetivo de reconstruir o negócio, mas essas mudanças podem não ser suficientes e levar a companhia à falência.

No Brasil, até o início do século XXI, os processos de falência eram regidos pela Lei nº 7.661 de 1945, que previa o pagamento de dívidas sociais e não oferecia condições práticas para a recuperação de companhias em crise (ARAÚJO; FUNCHAL, 2009). No entanto, a promulgação da Lei de Recuperação de Falências (Lei nº 11.101) em 2005 mudou profundamente a legislação de falências do Brasil e promoveu a manutenção da companhia, não apenas a liquidação e a satisfação do cliente. Conforme previsto no artigo 47 da legislação pertinente, o objetivo da recuperação judicial é permitir que a companhia supere a sociedade em crises econômicas e financeiras, de forma a manter a organização, o trabalho de seus empregados e os interesses dos credores. A nova lei de Recuperação de Falências (Lei nº 14.112) em 2020 traz ainda maior economia eficiente, tanto da alocação e captação de recursos, quanto da produção e distribuição de bens ou serviços.

No entanto, a recuperação judicial não visa a todas as organizações em crise econômica e financeira, é uma solução jurídica que se aplica apenas àquelas organizações temporariamente problemáticas e economicamente viáveis (PIMENTA, 2006). Para tanto, segundo Araújo e Funchal (2009), a organização deve preparar e apresentar à assembleia de credores um plano de recuperação judicial no prazo de 60 dias após o processo de homologação, que deve incluir: detalhes da restauração, demonstração de viabilidade econômica e avaliação dos bens e bens do devedor. Avaliação, tem por objetivo aprovar, rejeitar ou modificar a proposta. Caso o plano seja rejeitado, a companhia terá sua falência decretada e, caso seja aprovada, o juiz concederá a recuperação judicial (MORO, 2011).

3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

3.1 Métodos

A metodologia desta pesquisa busca identificar através dos indicadores contábeis que possam demonstrar se as empresas estão no caminho de insolvência e se precisam utilizar a medida da recuperação judicial como prevista em lei, derivando os indicadores econômico-financeiros utilizados nestes modelos de previsão de insolvência. Desta forma, a análise pode ser caracterizada como de natureza descritiva e abordagem quantitativa. Descritiva porque conforme Gil (2002, p. 42) “tem como objetivo a descrição das características de determinada população ou fenômeno”. Quanto ao comportamento quantitativo, conforme Richardson (1999, p. 30) este tipo de análise “caracteriza-se pelo emprego da quantificação tanto nas modalidades de coleta de informações, quanto no tratamento dessas através de técnicas estatísticas”.

Esta pesquisa está baseada nas empresas do segmento do mercado incorporação imobiliário listadas na B3 Bolsa de Valores do Brasil. Esta base de dados foi coletada do banco de dados da Economatica, uma empresa de referência na coleta e gerenciamento de bases de dados de altíssima confiabilidade, bem como no desenvolvimento contínuo de ferramentas de análise de alta performance. Além da delimitação de um segmento de mercado, os dados se limitam a um período de 10 anos, de 2011 a 2021. Desta forma, a amostra foi composta por 28 empresas do segmento, sendo que duas classificadas como em recuperação judicial e 26 empresas classificadas com solventes, totalizando um grupo de 866 observações ao longo do período, correspondendo a 100% das empresas deste segmento.

Utilizou-se um modelo estatístico multivariado para que se pudesse discriminar e classificar os indicadores, fazendo, portanto, uma análise discriminante, segundo Khattree e Naik (2000). Esta é uma ferramenta da estatística multivariada que estuda a separação de objetos de uma população em duas ou mais classes, e que será definida com mais pormenores a seguir.

3.2 Análise discriminante

A análise discriminante é uma técnica da estatística multivariada utilizada para discriminar e classificar objetos. É uma técnica da estatística multivariada que estuda a separação de objetos de uma população em duas ou mais classes. A discriminação ou separação é a primeira etapa, sendo a parte exploratória da análise e consiste em se procurar características capazes de serem utilizadas para alocar objetos em diferentes grupos previamente definidos.

A classificação ou alocação pode ser definida como um conjunto de regras que serão usadas para alocar novos objetos. Contudo, a função que separa objetos pode também servir para alocar e, o inverso, regras que alocam objetos podem ser usadas para separar.

Normalmente, discriminação e classificação se sobrepõem na análise, e a distinção entre separação e alocação é confusa. O problema da discriminação consiste em obter funções matemáticas capazes de classificar um indivíduo X (uma observação X) em uma de várias populações π_i , ($i=1, 2, \dots, g$), com base em medidas de um número p de características, buscando minimizar a probabilidade de má classificação, isto é, minimizar a probabilidade de classificar erroneamente um indivíduo em uma população π_i , quando realmente pertence à população π_j , ($i \neq j$) $i, j=1, 2, \dots, g$.

O problema consiste em se obter uma combinação linear de características observadas que apresente maior poder de discriminação entre populações. Esta combinação linear é denominada função discriminante. Tal função tem a propriedade de minimizar as probabilidades de má classificação. O valor previsto da função da discriminante é o escore discriminante, o qual é calculado para cada objeto (pessoa, empresa ou produto) na análise.

A função discriminante é dada da forma:

$$Z = a + W_1 \cdot X_1 + W_2 \cdot X_2 + W_3 \cdot X_3 + \dots + W_n \cdot X_n$$

Onde,

Z = escore discriminante ou categoria

a = intercepto

W_i = peso ou coeficiente discriminante para a variável i , com $i = 1, 2, 3, \dots, n$

X_i = variável independente i

As variáveis independentes relevantes, formadoras da função discriminante, são obtidas por recurso à estatística lambda (λ) de Wilk.

3.3 Coeficiente de correlação

Os coeficientes de correlação são aplicados em duas variáveis quantitativas (x, y) para medir se elas estão correlacionadas, ou seja, se com o aumento ou decréscimo de x , y também segue um padrão de aumentar ou diminuir. Quando não é possível verificar um padrão no comportamento dessas duas variáveis, diz-se que elas são não correlacionadas. O diagrama de dispersão também ajuda a verificar a correlação entre duas variáveis, contudo, a vantagem de se utilizar um coeficiente é poder quantificar essa correlação.

Se as variáveis seguem uma distribuição normal podemos utilizar o coeficiente de correlação de Pearson para mensurar a correlação, nos casos em que as variáveis não seguem distribuição normal, pode-se utilizar o coeficiente de correlação de Spearman (amostra grande, em geral, maior ou igual a 30) ou mesmo o coeficiente de correlação de Kendall (amostra pequena). Tanto o coeficiente de Spearman quanto o de Kendall são não paramétricos, ou seja, não tem como pressuposto que os dados seguem uma distribuição específica.

O coeficiente de correlação varia de -1 a 1, sendo que quanto mais próximo de zero menor a correlação entre as variáveis. Valores negativos indicam uma correlação negativa, ou seja, com o aumento de x , y diminui. Valores positivos indicam uma correlação positiva, ou seja, com o aumento de x , y também aumenta. O Quadro 1 mostra as intensidades de correlação.

Quadro 1 – Intensidade da correlação

Correlação	Intensidade
Menor que 0,3	Fraca
Entre 0,3 e 0,7	Moderada
Maior que 0,7	Forte

Fonte: Elaboração do autor, 2022.

3.4 Normalidade dos dados

Toda variável aleatória, seja a idade de um grupo de pessoas ou a ocorrência de um determinado desfecho, assume uma determinada distribuição de frequências na população, que podem ter formas variadas.

Na literatura estatística, encontram-se muitas distribuições teóricas. Estas são modelos que procuram representar o comportamento de determinado evento em função da frequência de sua ocorrência. No caso das variáveis contínuas, esse evento será um intervalo de valores.

As distribuições de frequências são, na verdade, distribuições de probabilidade, onde para um evento tem-se uma probabilidade de ocorrência associada. Em outras palavras, a partir de uma distribuição de probabilidade completamente especificada, pode-se calcular a probabilidade de uma variável aleatória assumir determinado intervalo de valores.

A distribuição Normal ou Gaussiana, é uma das distribuições estatísticas mais importantes. A suposição de normalidade da(s) variável/variáveis aleatória(s) é exigida para a realização de muitos métodos de inferência estatística, tais como:

1. No caso de uma amostra de uma única população, a suposição de normalidade é exigida quando deseja-se obter intervalo de confiança ou executar teste de hipótese sobre a média dessa população baseados na estatística t .
2. No caso de duas amostras de populações independentes, para realizar o teste t de comparação de médias para amostras independentes, é necessário que a variável aleatória assuma distribuição normal em ambas as populações (grupos).
3. No caso de duas amostras pareadas (ou relacionadas), para utilizar o teste t de comparação das médias, é necessário que a variável aleatória da diferença entre as duas amostras tenha distribuição normal.
4. No caso de três ou mais amostras de populações independentes, para compararmos as médias das populações através da Análise de Variância em classificação simples (OneWay ANOVA), entre outras suposições, tem-se que pressupor que a variável aleatória tenha distribuição normal em cada uma das populações (grupos).

5. Na estimação da correlação linear de Pearson, o teste de significância do coeficiente de correlação somente é válido se ambas as variáveis aleatórias tiverem distribuição Normal.
6. Nos modelos de regressão linear, uma das suposições é de que os resíduos do modelo tenham distribuição Normal.

Basicamente, uma variável segue distribuição normal quando ela é quantitável e simétrica em torno da média, ou seja, possui média = mediana = moda. Mas nem sempre é necessário seguir essa regra à risca, pois variáveis assimétricas podem seguir distribuição normal, desde que sejam “quase simétricas”. Em estatística é comum falar que a distribuição normal tem o formato de sino.

Assim, é importante termos métodos para verificar se a distribuição dos dados que estamos estudando se ajusta a uma distribuição normal. Há metodologias descritivas, como a análise visual de alguns gráficos (histograma, *box-plot*, entre outros), e também, testes não-paramétricos de aderência, que testam objetivamente a hipótese de normalidade (como o Teste de Kolmogorv-Smirnov e de Shapiro-Wilk).

3.5 CONTEXTUALIZAÇÃO

Para que se possa analisar e construir o modelo estatístico e matemático, a seguir, contextualiza-se um conjunto de medidas que possibilitará chegar na equação que terá como objetivo medir o estado de insolvência para as empresas de incorporação do mercado imobiliário.

3.5.1 Covariância

A covariância é uma medida de variação entre duas variáveis aleatórias. No caso em que os valores maiores de uma variável correspondem principalmente aos valores maiores da outra variável (e se o mesmo ocorrer com os valores menores), as variáveis tendem a mostrar comportamento semelhante. Isso significa que a covariância será positiva. Entretanto, se os

valores maiores de uma variável correspondem principalmente aos valores menores da outra amostra, as variáveis tendem a mostrar comportamento oposto, e a covariância será negativa.

3.5.2 Graus de liberdade (GL ou DF)00851405347

Os graus de liberdade são a quantidade de informação que seus dados fornecem que se pode "gastar" para estimar os valores de parâmetros populacionais desconhecidos, e calcular a variabilidade dessas estimativas. Esse valor é determinado pelo número de observações em sua amostra e o número de parâmetros em seu modelo.

3.5.3 Estatística do teste

A estatística de teste é uma variável aleatória, que é calculada a partir de dados da amostra e usada em testes de hipótese. Pode-se usar estatísticas de teste para determinar se deve-se rejeitar a hipótese nula. Ela compara seus dados com o que se espera sob a hipótese nula.

3.5.4 Hipóteses estatísticas

Hipóteses nula e alternativa são duas declarações mutuamente exclusivas sobre uma população. Um teste de hipótese usa dados amostrais para determinar se deve-se rejeitar a hipótese nula.

3.5.5 Hipótese nula (H_0)

A hipótese nula afirma que um parâmetro da população (como a média, o desvio padrão, e assim por diante) é igual a um valor hipotético. A hipótese nula é, muitas vezes, uma alegação inicial baseada em análises anteriores ou conhecimentos especializados.

3.5.6 Hipótese alternativa (H1)

A hipótese alternativa afirma que um parâmetro da população é menor, maior ou diferente do valor hipotético na hipótese nula. A hipótese alternativa é aquela que você acredita que pode ser verdadeira ou espera provar ser verdadeira.

3.5.7 Outlier

Valores que fogem do padrão médio dos dados, também conhecidos como valores atípicos. Em geral, todo ponto com 1,5 desvio de distanciamento.

3.5.8 P-valor

Probabilidade de rejeição da hipótese nula de um teste. Em um teste de hipóteses sempre que o p-valor for menor que a significância estipulada a hipótese nula deve ser rejeitada.

3.5.9 Qui-quadrado

A estatística qui-quadrado é uma medida de divergência entre a distribuição dos dados e uma distribuição esperada ou hipotética que se escolhe.

3.5.10 Significância

O nível de significância, também denotado como alfa ou α , é a probabilidade de rejeição da hipótese nula quando ela é verdadeira. Por exemplo, um nível de significância de 0,05 indica um risco de 5% de se concluir que existe uma diferença quando não há diferença real.

3.5.11 Variância

A variância é uma medida de dispersão que indica quão afastadas estão as observações da média dos dados.

3.6 Seleção de variáveis

Nesta seção, será abordada a seleção das variáveis explicativas mais significativas do banco de dados para a modelagem. Utilizou-se o software estatístico IBM® SPSS® na sua versão 26. Inicialmente, rodou-se um modelo de análise discriminante com todas as variáveis explicativas da base de dados, fazendo uma análise de variância entre cada variável explicativa em ambos os grupos (solvente e recuperação judicial) para filtrar somente aquelas variáveis explicativas que conseguem explicar a classificação, ao nível de significância de 5%. Este procedimento inicial visa reduzir a base somente com as variáveis mais importantes.

O procedimento reduziu significativamente o número de variáveis, o que é bom, pois modelos estatísticos devem sempre seguir o princípio da parcimônia, ou seja, ter o menor número de variáveis explicativas que explicam a maior quantidade de variação dos dados.

Dentre as 43 variáveis explicativas da base, as variáveis significativas selecionadas foram sete, e são mostradas na Tabela 1.

Tabela 1 - Variáveis significativas do modelo completo

Variável Explicativa	P-Valor (Teste F)
Dívida Total Líquida \$	0,05
Capital de Giro \$	0,03
ROA Rentab do Ativo %	0,01
ROE Rent Pat(pat final)%	0,04
ROIC (IC fim) %	0,03
Rentab Invest Subsid %	0,01
Fluxo de caixa livre \$	0,04

Fonte: Elaboração do autor, 2022.

A variável explicativa Dívida Total Líquida apresentou um p-valor na margem de não rejeição, mas optou-se por mantê-la no modelo.

3.7 Pressupostos da análise discriminante

Após a seleção das variáveis explicativas mais significantes da base de dados, torna-se necessário validar se os dados atendem aos pressupostos da análise discriminante.

Os pressupostos da análise discriminante são:

1. Normalidade das variáveis explicativas;
2. Normalidade bivariada;
3. Homogeneidade das matrizes de variância e covariância;
4. Ausência de multicolinearidade;
5. Ausência de valores atípicos.

As suposições mais importantes são as de normalidade das variáveis independentes e igualdade nas matrizes de variância e covariância dos grupos. A falta de normalidade pode causar problemas na estimação da função discriminante e matrizes de covariâncias desiguais podem afetar negativamente o processo de classificação.

3.8 Normalidade

Para testar a normalidade univariada da distribuição das variáveis existem diversos métodos e testes. Neste trabalho, utilizar-se-ão os Teste de Shapiro-Wilk e Kolmogorov-Smirnov, já que são os testes de normalidade mais empregados nestes casos.

Variáveis marginalmente normais, quase sempre, serão normais no caso multivariado, contudo, pelo fato de haver situações (raras) onde variáveis marginais normais não são normais no caso multivariado, também será necessário utilizar os testes de Mardia-Assimetria, Mardia-Curtose e Henze-Zirkler para verificar a normalidade multivariada.

Os Testes de Normalidade possuem as seguintes hipóteses estatísticas:

H0: A variável segue distribuição normal

H1: A variável não segue distribuição normal

Os resultados dos testes de normalidade univariada para as sete variáveis explicativas selecionadas estão apresentados na Tabela 2.

Tabela 2 - Testes de Normalidade

	Kolmogorov-Smirnov			Shapiro-Wilk		
	Estatística	GL	P-valor	Estatística	GL	P-valor
Dívida Total Líquida \$	0,134	463	0	0,866	463	0
Capital de Giro \$	0,177	463	0	0,825	463	0
ROA Rentab do Ativo %	0,139	463	0	0,871	463	0
ROE Rent Pat(pat final)%	0,302	463	0	0,323	463	0
ROIC (IC fim) %	0,129	463	0	0,859	463	0
Rentab Invest Subsid %	0,108	463	0	0,894	463	0
Fluxo de caixa livre \$	0,112	463	0	0,923	463	0

Fonte: Elaboração do autor, 2022.

Ao nível de significância de 5%, a hipótese nula de normalidade foi rejeitada em todas as variáveis, ou seja, não há indícios estatísticos de que estas variáveis sigam uma distribuição normal. Algumas transformações poderiam ser adotadas aos dados para tentar aproximá-los à distribuição normal, contudo, as transformações mais comuns como log e raiz, não podem ser aplicadas devido à presença de valores negativos das variáveis.

O fato de as variáveis não serem normais marginais, implica que elas não são normais multivariadas, logo, não é necessário a execução de mais testes.

O ponto de atenção que uns dos pressupostos que se pode entender como fundamentais da análise discriminante não é cumprido nos dados. A falta de normalidade das variáveis independentes pode causar problemas na estimação da função discriminante, afetando negativamente o processo de classificação.

3.9 Homogeneidade das matrizes de variância-covariância

A homogeneidade das matrizes de variância e covariância pode ser testada pelo Teste M de Box. O Teste M de Box é suscetível a erros se os dados não atenderem às suposições do

modelo ou se o tamanho da amostra for muito grande ou pequeno. Ademais, ele é especialmente sujeito a erros se os dados não atenderem à suposição de normalidade multivariada (como no caso dos dados deste relatório).

O teste possui às seguintes hipóteses:

H0: Existe Homogeneidade entre as matrizes de variância-covariância

H1: Não Existe Homogeneidade entre as matrizes de variância-covariância

Para as sete variáveis explicativas selecionadas para o modelo, os resultados do teste são representados no Quadro 2.

Quadro 2 - Teste M de Box

M de Box	211
Estatística	6,9
GL 1	28
GL 2	8667
P-Valor	0

Fonte: Elaboração do autor, 2022.

Ao nível de significância de 5% a hipótese nula é rejeitada, ou seja, não há indícios estatísticos de que existe homogeneidade entre as matrizes de variância-covariância, outro pressuposto da análise discriminante que não é atendido.

3.10 Multicolinearidade

Existem diversas formas para verificar se há o problema de multicolinearidade nos dados, ou seja, se existem variáveis explicativas altamente correlacionadas, o que prejudica as estimações do modelo. Inicialmente, pode-se analisar a matriz de correlações, como as variáveis não seguem distribuição normal, o coeficiente de correlação de Pearson não pode ser adotado, sendo assim, deve ser utilizado o coeficiente de correlação de Spearman na matriz de correlações.

As correlações fortes (acima de 0,7 ou abaixo de -0,7) encontradas entre as variáveis explicativas selecionadas foram:

- ROA rentab do ativo% e ROE Rent Pat (pat final)% (corr = 0,966);

- ROA rentab do ativo% e ROIC (IC fim) (corr = 0,958);
- ROA rentab do ativo% e Rentab Invest Subsid % (corr = 0,881);
- ROE Rent Pat (pat final)% e ROIC (IC fim) (corr = 0,949);
- Rentab Invest Subsid % e ROIC (IC fim) (corr = 0,919).

A matriz de correlação permite avaliar a existência de dependência linear entre um par de variáveis. É possível então detectar a existência de multicolinearidade, verificando se algum par apresenta correlação alta. Porém, quando mais de dois regressores estão envolvidos na dependência linear, a matriz de correlação não é eficiente. Os autovalores da matriz de correlação podem ser utilizados para diagnosticar a multicolinearidade, neste caso, um autovalor pequeno em relação aos demais indica um mau condicionamento da matriz.

Como há mais de dois regressores envolvidos nas dependências lineares dos dados deste relatório, torna-se necessário utilizar outro método para verificar a multicolinearidade. Nesta dissertação, será adotado o método do Fator de Inflação da Variância (VIF).

O Fator de Inflação da Variância (VIF) é a razão (quociente) da variância da estimativa de algum parâmetro em um modelo que inclui vários outros termos (parâmetros) pela variância de um modelo construído, usando-se apenas um termo. Ele quantifica a gravidade da multicolinearidade.

Costuma-se adotar a regra de eliminar do modelo de variáveis explicativas com VIF acima de 5, sendo que variáveis com VIFs acima de 10 podem representar grandes problemas para o modelo.

O cálculo do VIF para as variáveis explicativas da base de dados está descrito na Tabela 3:

Tabela 3 - Fator de Inflação da Variância

Variável Explicativa	VIF
Dívida Total Líquida \$	1,1
Capital de Giro \$	1,2
ROA Rentab do Ativo %	14,1
ROE Rent Pat(pat final)%	1,5
ROIC (IC fim) %	14,3
Rentab Invest Subsid %	3,9
Fluxo de caixa livre \$	1
Fluxo de caixa livre \$	1

Fonte: Elaboração do autor, 2022.

Com o resultado dos VIFs, para evitar o problema de multicolinearidade nos dados, deve-se eliminar as variáveis explicativas: ROA Rentab do Ativo% e ROIC (IC fim).

3.11 Ausência de valores atípicos

Por fim, o último pressuposto a ser atendido para a modelagem da análise discriminante é de que nos dados não podem haver valores atípicos (*outliers*). Assim como nos casos anteriores, existem diversas formas de verificar este pressuposto, uma delas é por meio do gráfico *box-plot* que já indica valores extremos.

Analisando as variáveis selecionadas, nota-se que todas possuem bastante valores atípicos, retirá-los reduziria consideravelmente os dados, sendo assim, optou-se por mantê-los no modelo final.

Como última etapa, retirou-se dos dados todas as linhas com observações faltantes, pois elas prejudicam substancialmente na estimação do modelo, com isso, os dados foram de 866 observações para 463 (de 28 empresas, quatro saíram da base, pois tinham observações faltantes para ao menos uma variável explicativa em todos os períodos).

3.12 Análise discriminante

Passadas as etapas de verificação dos pressupostos do modelo e ajustes dos dados, agora pode-se estimar o modelo final de análise discriminante.

Com a estimação do modelo de análise discriminante, o primeiro teste a se olhar é o teste Lambda de Wilks, ele mensura se a função discriminante estimada é capaz de discriminar bem a diferença entre os grupos. Além disso, a estatística Lambda de Wilks é um valor de 0 a 1, sendo que quanto mais próximo de 1, menor a capacidade da função discriminante discriminar bem os grupos propostos.

H0: A função discriminante é significativa

H1: A função discriminante não é significativa

Os resultados do teste para o modelo foram:

Quadro 3 - Teste Lambda de Wilks

Lambda de Wilks	0,8
Qui-quadrado	105
GL	5
P-valor	0

Fonte: Elaboração do autor, 2022.

O resultado do teste, como evidenciado pelo não cumprimento dos pressupostos do modelo, indica que a função discriminante estimada não é capaz de discriminar bem os grupos, ou seja, a previsão de empresas como insolventes não será feita de forma acurada. Conclui-se este fato tanto pela estatística Lambda de Wilks que está bem próxima de 1, quanto pelo fato da hipótese nula do teste ter sido rejeitada ao nível de significância de 5%.

A função discriminante final estimada, com os parâmetros padronizados, foi dada por:

$$\begin{aligned}
 F.D. = & -0,622 \times \text{Divida Total Liquida \$} + 0,689 \times \text{Capital de Giro \$} \\
 & + 0,372 \times \text{ROE Rent Pat (Pat Final)\%} \\
 & + 0,212 \times \text{Rentab Invest Subsid \%} + 0,179 \times \text{Fluxo de Caixa Livre \$}
 \end{aligned}$$

A partir dos quartis, pode-se determinar à seguinte regra para classificação das empresas:

- $Z \text{ escore} \leq 0,406 = 0$ “solvente”
- $0,406 < Z \text{ escore} < 0,605 =$ Indeterminado
- $Z \text{ escore} \geq 0,605 = 1$ “insolvente”

A função discriminante serve para reclassificar as empresas solventes em solventes de fato e em insolventes, baseando-se no aprendizado com aquelas empresas em recuperação judicial. O modelo vai discriminar cada linha em uma das categorias.

4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

4.1 Caso prático

Com objetivo de testar a função discriminante estimada, escolhemos uma empresa do nosso grupo de amostragem da pesquisa, a Even Construtora e Incorporadora S.A. – EVEN (B3: EVEN3), com atuação em São Paulo e Rio Grande do Sul, com foco nos empreendimentos residenciais de médio e médio-alto padrão, seu crescimento de 84% no VGV lançado em 2021, totalizando R\$ 2,9 bilhões (R\$ 2,4 bilhões % Even), crescimento de 36% na Receita Líquida em 2021, totalizando R\$ 2,3 bilhões, Lucro líquido de R\$ 231 milhões em 2021, ROE de 13% e Caixa líquido /Patrimônio de 24% (EVEN RI, 2022).

Utilizaram-se as informações disponíveis nas Demonstrações Financeiras Padronizadas (DFP) de 31 de dezembro de 2021, aplicou-se o modelo estatístico da análise discriminante com o objetivo de classificar a empresa em solvente ou insolvente.

Observou-se que, neste caso prático, não foi possível reestimar a empresa em solvente para insolvente, sendo que o *score* gerado foi de -0,494583944, com reação 0 = solvente, aplicando-se o modelo de insolvência de autores renomados como o Modelo de Kanitz e o Modelo de Elizabetsky, a empresa foi classificada em ambos como insolvente, mas considerando-se que o mercado de incorporadoras imobiliárias, possuem alguns ajustes contábeis como o Percentual de Obra Completada (POC) e como o Pronunciamento Técnico CPC 47 às entidades de incorporação imobiliária brasileiras, podem estar classificando de forma incorreta. Desta maneira nosso modelo se comportou de forma consistente, a Even é uma empresa sólida no segmento do mercado imobiliário e seus indicadores econômico-financeiros demonstram o bom desempenho da empresa e automaticamente uma cia solvente.

4.2 Conclusão

Neste estudo, foram observadas 28 empresas dos segmentos do mercado de incorporação imobiliária listadas na bolsa de valores. Nesse grupo, existem duas empresas classificadas como estando em recuperação judicial. Uma característica deste segmento é o

grau de alavancagem para seus investimentos em comparação com a forma não discriminante de outras empresas e outros segmentos.

Por meio do modelo estatístico da análise discriminante, classificaram-se grupos qualitativos baseando-se em uma função discriminante estimada com variáveis explicativas quantitativas. O modelo possui alguns pressupostos que devem ser atendidos. Neste estudo, tentou-se reestimar empresas solventes em solventes e insolventes, baseando-se na informação de empresas em recuperação judicial, por meio de um modelo de análise discriminante.

Para as funções geradas ao longo das análises dos dados, foi fundamental o uso da ferramenta SPSS[®] *Statistics*, que nos apresentou inúmeras vantagens desde o início do planejamento. A coleta de dados, extraídos do Economatica, e sua integração com outros *softwares*, inclusive com o Excel[®] e suas parametrizações, mostrou-se amigável. O uso da ferramenta proporcionou uma análise crítica dos dados e os resultados adquiridos através das funções descritas pelo SPSS[®] puderam ser concisos.

A atual lei da recuperação judicial remete a uma visão diferenciada. Enquanto algumas leis anteriores focavam somente nos credores, a nova lei de recuperação atual preocupa-se com os colaboradores, com a manutenção da atividade econômica e sua função social, além do entendimento da lei. Neste estudo, observaram-se 43 indicadores contábeis disponíveis na base de dados da Economatica em um período de 10 anos, em que quando aplicado o teste da normalidade, como preveem os requisitos do modelo estatístico da análise discriminante, foi possível gerar um grupo com oito indicadores, sendo eles: Dívida Total Líquida \$, Capital de Giro \$, ROA Rentab do Ativo %, ROE Rent Pat (pat final)%, ROIC (IC fim) %, Rentab Invest Subsid % e Fluxo de caixa livre \$. Mesmo com delimitação dos indicadores, o modelo não performou, não atendeu nenhum dos pressupostos básicos, além da função discriminante não ter sido estatisticamente significativa.

Ao final, notou-se que o modelo reestimou empresas solventes em insolventes muito pouco; analisando a janela do último trimestre da base de dados, nenhuma das empresas solventes ali foram reclassificadas como insolventes.

Os estudos de previsão de solvência vêm evoluindo ao longo do tempo com seus indicadores econômico-financeiros, limitando a particularidade de cada segmento. O advento da informatização e da inteligência artificial, além do uso dos modelos estatísticos, estão avançando. Ao longo deste estudo, foi utilizado o software IBM[®] SPSS[®] para o

desenvolvimento do modelo e para facilitação das análises. O objetivo deste trabalho foi desenvolver um modelo de solvência para empresas dos segmentos do mercado de incorporações imobiliárias e desenvolver, para os analistas, credores, acionistas e outros que se interessarem, uma função matemática para prever o estado de solvência ou insolvência de cada empresa.

REFERÊNCIAS

ALTMAN, Edward I.; BAIDYA, Tara Keshar Nanda; DIAS, Luiz Manoel Ribeiro. Previsão de problemas financeiros em empresas. **Revista de Administração de Empresas**, São Paulo, v. 19, n. 1, p. 17-28, jan. 1979.

ARAÚJO, Bruno; FUNCHAL, Bruno. A nova lei de falências brasileira: primeiros impactos. In: **Revista de Economia Política**. Vol. 29, nº. 3, p. 191 – 212, jul./set., 2009.

ASSAF NETO, Alexandre. **MERCADO FINANCEIRO**. 7. ed. Barueri: Atlas, 2006.

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. **Casa Civil**. Disponível em: < https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2004-2006/2005/lei/111101.htm>. Acesso em: 30 out. 2022.

BRASIL. Lei nº 14.112, de 24 de dezembro de 2020. Altera as Leis nos 11.101, de 9 de fevereiro de 2005, 10.522, de 19 de julho de 2002, e 8.929, de 22 de agosto de 1994, para atualizar a legislação referente à recuperação judicial, à recuperação extrajudicial e à falência do empresário e da sociedade empresária. **Casa Civil**. Disponível em: < https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2019-2022/2020/lei/L14112.htm>. Acesso em: 29 out. 2022.

EVEN RELAÇÕES COM INVESTIDORES (EVEN RI). Disponível em: <<https://ri.even.com.br>>. Acesso em: 10 out. 2022.

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

FIorentini, D.; CASTRO, F. C. Tornando-se professores de Matemática: o caso de Allan em prática de ensino e Estágio Supervisionado. In: FIORENTINI, D(org.). **Formação de professores de Matemática: explorando novos caminhos com outros olhares**. Campinas: Mercado de Letras, 2003. p. 121-156. ISBN 85-7591-021-3.

GIL, A. C. **Como elaborar projetos de pesquisa**. São Paulo: Atlas, 2002

GITMAN, Lawrence J. **Princípios de administração financeira**. 10. ed. São Paulo: Pearson, 2004

GUIMARÃES, A. L. S, ALVES, W. O. Prevendo a Insolvência de Operadoras de Planos de Saúde. **Revista de Administração de Empresas**, n. 4, v. 49, p. 459-471, 2009. Disponível em: http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0034-75902009000400009&lang=pt. Acesso em: 3 abr. 2022.

GUIMARÃES, G. B.; MELO, M. S. DE; MOREIRA, J. C.; PIEKARZ, G. F.; FERNANDES, L. A.; LICCARDO, A. Campos Gerais Geopark, Paraná State, Southern Brazil: an aspiring

member of the Geopark community. In: **INTERNATIONAL CONFERENCE ON GEOPARKS**, 3., 2008, Osnabruck. Proceedings... Osnabruck: UNESCO, 2008.

IUDÍCIBUS, Sérgio de. **Análise de balanços**. 10. ed. São Paulo: Atlas, 2010.

KAPLAN, Robert S.; NORTON, David P. **A estratégia em ação: Balanced Scorecard**. 7. ed. Rio de Janeiro: Campus, 1997.

KASSAI, Silvia. **Utilização da análise por envoltória de dados (DEA), na análise de demonstrações contábeis**. 2002. 350 f. Tese (Doutorado em Contabilidade e Controladoria) – Faculdade de Economia e Administração, Universidade de São Paulo, São Paulo.

KHATTREE, R.; NAIK, D. N. **Multivariate data reduction and discrimination with SASR software**. Cary: SAS Institute, 2000. 558p.

KITZBERGER, Hurgor; PADOVEZE, Clóvis Luís. Integração do Modelo Fleuriet com a Abordagem Tradicional de Análise das Demonstrações Contábeis. **Pensar Contábil**, v. 6, n. 23, 2015.

LAUREANO, R. M. S; BOTELHO, M. C. **SPSS Statistics: o meu manual de consulta rápida**. Lisboa: Sílabo, 2017.

MARION, José Carlos. **Análise das Demonstrações Contábeis: Contabilidade Empresarial**. 5. ed. São Paulo: Atlas, 2010.

MARTINS, Eliseu; MIRANDA, Gilberto José; DINIZ, Josedilton Alves. **Análise didática das demonstrações contábeis**. São Paulo: Atlas, 2013. 252 p.

MATARAZZO, Dante Carmine. **Análise Financeira de Balanços: abordagem básica e gerencial**. 6. ed. São Paulo: Atlas, 2011.

MORO, S., Filho. **A contabilidade nos processos de recuperação judicial: Análise na comarca de São Paulo**. Dissertação de Mestrado em Contabilidade, Fundação Escola de Comércio Álvares Penteado (FECAP), São Paulo, 2011.

RICHARDSON, Roberto J. **Pesquisa social: métodos e técnicas**. São Paulo: Atlas, 1999. 334 p.

ROSS, S. A et al. **Fundamentos da Administração Financeira**. 9. ed. São Paulo: Amgh, 2013. 808 p.

SANTOS, C. BARROS, S. F. **Curso estrutura e análise de balanços**. São Paulo: IOB-Thomson, 2013.

ZDANOWICZ, J, E. **Fluxo de caixa: uma decisão de planejamento e controle financeiros**. 9. ed. Porto Alegre: Sagra - D. C. Luzzatto, 2012.

