

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
CENTRO DE CIÊNCIAS TECNOLÓGICAS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO E SISTEMAS
CURSO ENGENHARIA DE PRODUÇÃO CIVIL

Henrique Voos Costenaro

**COMPARAÇÃO DE DESEMPENHO DOS MODELOS DE PREVISÃO DE
INSOLVÊNCIA ENTRE AQUELES CRIADOS APÓS 2005 E MODELOS
TRADICIONAIS**

Florianópolis

2021

Henrique Voos Costenaro

**COMPARAÇÃO DE DESEMPENHO DOS MODELOS DE PREVISÃO DE
INSOLVÊNCIA ENTRE AQUELES CRIADOS APÓS 2005 E MODELOS
TRADICIONAIS**

Trabalho Conclusão do Curso de Graduação em engenharia de produção civil do Centro de Engenharia de Produção e Sistemas da Universidade Federal de Santa Catarina como requisito para a obtenção do título de Bacharel em Engenharia Civil, com habilitação em Produção

Orientador: Prof. Dr. Rogerio Feroldi Miorando

Florianópolis

2021

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,
através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Universitária da UFSC.

Costenaro, Henrique Voos
COMPARAÇÃO DE DESEMPENHO DOS MODELOS DE PREVISÃO DE
INSOLVÊNCIA ENTRE AQUELES CRIADOS APÓS 2005 E MODELOS
TRADICIONAIS / Henrique Voos Costenaro ; orientador,
Rogério Feroldi Miorando , 2021.
75 p.

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) -
Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico,
Graduação em Engenharia de Produção Civil, Florianópolis,
2021.

Inclui referências.

1. Engenharia de Produção Civil. 2. Modelos de Previsão
de Insolvência. 3. Falência . 4. Previsão. I. , Rogério
Feroldi Miorando. II. Universidade Federal de Santa
Catarina. Graduação em Engenharia de Produção Civil. III.
Título.

Henrique Voos Costenaro

**COMPARAÇÃO DE DESEMPENHO DOS MODELOS DE PREVISÃO DE
INSOLVÊNCIA ENTRE AQUELES CRIADOS APÓS 2005 E MODELOS
TRADICIONAIS**

Este Trabalho Conclusão de Curso foi julgado adequado para obtenção do Título de Bacharel em Engenharia Civil, com habilitação em Produção, e aprovado em sua forma final pelo Curso de Bacharela em Engenharia Civil, do Departamento de Engenharia de Produção e Sistemas da Universidade Federal de Santa Catarina

Florianópolis, 17 de setembro de 2021.

Prof.a Mônica M. M. Luna, Dra.
Coordenadora do Curso

Banca Examinadora:

Prof. Rogerio Feroldi Miorando, Dr.
Orientador
Universidade Federal de Santa Catarina

Prof. Daniel Cristian Henrique, Dr.
Avaliador
Universidade Federal de Santa Catarina

Prof. Lynceo Falavigna Braghirolli, Dr.
Avaliador
Universidade Federal de Santa Catarina

Este trabalho é dedicado aos meus colegas de classe e aos meus queridos pais.

AGRADECIMENTOS

Agradeço ao meu pai, por me dar um grande exemplo do bem que faz uma boa educação, não só para o indivíduo em si, mas especialmente para a sociedade ao seu redor.

A minha mãe, por muitos anos me ajudar nos “difíceis” momentos de tarefa de casa do colégio, onde a brincadeira tinha que esperar alguns minutos.

Aos meus irmãos, Alessandro e Arthur, por estabelecer um alto padrão de desempenho acadêmico durante toda minha vida, forçando assim me empenhar nestes obstáculos necessários.

Ao professor Dr. Rogério Miorando por, além de transmitir grande conhecimento durante as aulas do próprio curso de Engenharia de Produção, ainda fez com que este trabalho tenha sido uma caminhada de grande aprendizagem e de autoconhecimento. Sobretudo, reforço que sua honestidade e transparência são de grande valia para os alunos de monografia.

Aos Professores Daniel e Lynceo pela atenção e disponibilidade de avaliar o presente trabalho.

A Betina, por ser o melhor ponto de desabado no cansaço e ainda um grande apoio para minha estima durante os questionamentos de capacidade.

Aos servidores da UFSC por possibilitarem que todos os alunos da instituição tenham um lugar mais do que ideal para trocas de conhecimento e amadurecimento.

E por fim, aos colegas e amigos, que de fato fizeram com que a caminhada da graduação tenha sido uma experiência grandiosa com momentos inesquecíveis e lembranças permanentes.

A todos, meu muito obrigado.

RESUMO

A captação de crédito pelas empresas é essencial para o seu crescimento, evolução e para atender momentos de dificuldade financeira. Entretanto, o risco destas operações deve ser avaliado pelos credores. Para tanto, os credores fazem uso de modelos de previsão de insolvência em suas análises de risco de crédito. Porém, os modelos mais citados na literatura foram criados há mais de 20 anos, deixando dúvidas sobre a sua eficácia frente a modelos mais atuais. Assim, este trabalho tem como objetivo comparar o modelo tradicional de Matias (1978) com os modelos mais recentes de Assaf e Brito (2008), Guimarães e Moreira (2008), Scarpel (2008), Guimarães e Alves (2009) e Mendes, Frega e da Silva (2014), a fim de verificar o desempenho destes em uma amostra com 26 empresas, sendo 13 insolventes e 13 solventes. Os resultados encontrados mostraram que, apesar da taxa de assertividade ser semelhante entre os modelos, os modelos de Scarpel (2008) e Guimarães e Moreira (2009) se mostraram superiores aos outros 3 modelos modernos e ao modelo de Matias (1978). Para uma comparação conjunta entre os modelos modernos foi calculada a média destes e confrontada com o modelo de referência de Matias (1978), que na média se mostrou superior em todas as métricas calculadas. Estas análises foram repetidas com a separação entre os setores da amostra inicial, resultando em algumas distorções mínimas.

Palavras-chave: Insolvência. Falência. Previsão de Insolvência. Risco de Crédito

ABSTRACT

The capture of credit for companies is essential for their growth and evolution, or even in a time of difficulty, however the risk of these operations must be mitigated by the assigning party. Therefore, banks generally use insolvency prediction models in their credit risk analyses, but the most cited models in the literature are old and disconnected from current technology and economy. Thus, this work was developed to compare a traditional model by Matias (1978) with proven effectiveness with the models by Assaf and Brito (2008), Guimarães and Moreira (2008), Scarpel (2008), Guimarães and Alves (2009) and Mendes, Frega and da Silva (2014), in order to verify their performance in a sample of 26 companies, 13 insolvents and 13 solvents within a period of one year from the date of withdrawal of the indicators. The results found show that despite having a rate of relatively constant between the models, the models of Scarpel (2008) and Guimarães and Moreira (2009) were superior to the other 3 modern models and to the model of Matias (1978). These two models had an F-Score result of 92.86% and 91.67% respectively. For a joint comparison between modern and new models, the average of the modern models was calculated and compared to the reference model, Matias (1978), the average of the models proved to be superior in all calculated metrics. These analyzes were repeated with separation between the sectors of the initial sample, resulting in some minimal distortions.

Keywords: Insolvency. Bankruptcy. Insolvency Forecast. Credit risk.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Termômetro de Kanitz.....	32
Figura 2 - Escolha do hiperplano que maximiza a margem para os dados	36
Figura 3 - Matriz de Confusão	42
Figura 4 - Matriz de Confusão Para Previsão de Insolvência	43
Figura 5 - Estrutura Metodológica	45
Figura 6 - Matriz de Confusão dos Modelos.....	56
Figura 7 - Gráfico de Ocorrências das Matrizes de Confusão	57
Figura 8 - Matrizes de Confusão para o Setor Secundário.....	61
Figura 9 - Gráfico de Ocorrências das Matrizes de Confusão para o Setor Secundário	62
Figura 10 - Matrizes de Confusão para o Setor Secundário.....	64
Figura 11 - Gráfico de Ocorrências das Matrizes de Confusão para o setor Terciário	65
Figura 12- Desempenho Médio dos Modelos Modernos x Matias para Amostra Completa.....	67
Figura 13 - Desempenho Médio dos Modelos Modernos x Matias para Setor Secundário	67
Figura 14 - Desempenho Médio dos Modelos Modernos x Matias para Setor Terciário	68

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - Parâmetros da Equação de Altman (1968).....	26
Quadro 2 - Parâmetros da Equação de Elizabetsky (1976).....	28
Quadro 3 - Parâmetros da Equação de Matias (1978).....	29
Quadro 4 - Parâmetros do Termômetro de Kanitz	31
Quadro 5 - Parâmetros do Modelo de Assaf e Brito (2008).....	33
Quadro 6 - Parâmetros do Modelo de Guimarães e Moreira (2008).....	35
Quadro 7 - Parâmetros do Modelo de Scarpel (2008).....	37
Quadro 8 - Parâmetros do Modelo de Vicente e Minardi (1998) e Mendes, Frega e da Silva (2014)	39
Quadro 9 - Característica dos Modelos de Previsão de Insolvência Apresentados na Revisão Bibliográfica	40
Quadro 10 - Lista de Empresas Insolventes	46

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Matriz de Classificação do Modelo de Assaf e Brito (2008)	34
Tabela 2 - Pares para modelagem e seus ativos	48
Tabela 3 - Resultados Modelo de Matias	49
Tabela 4 - Intervalo de Valores dos Métodos Modernos	51
Tabela 5 - Resultados dos Modelos Modernos	52
Tabela 6 - Desempenho dos Modelos	58
Tabela 7 - Divisão da Amostra em Setores	60
Tabela 8 - Desempenho dos Modelos com Empresas do Setor Secundário	63
Tabela 9 - Desempenho dos Modelos com Empresas do Setor Terciário.....	65

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

CVM – Comissão de Valores Mobiliários

PIB – Produto Interno Bruto

MPE – Micro e Pequena Empresa

SVM – Support Vector Machine

VP – Verdadeiro Positivo

FS – Falso Negativo

FP – Falso Positivo

VN – Verdadeiro Negativo

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	15
1.1	Problema de pesquisa e justificativa	16
1.2	Objetivos.....	16
1.2.1	Objetivo Geral	17
1.2.2	Objetivos Específicos.....	17
1.3	Limite e abrangência da pesquisa	17
1.4	Estrutura do trabalho	17
2	REFERÊNCIAL TEÓRICO.....	19
2.1	Crédito	19
2.1.1	Análise e risco de crédito	20
2.1.2	Falência, insolvência e recuperação judicial	22
2.1.3	Previsão de insolvência	23
2.1.4	Métodos estatísticos para modelos de previsão de insolvência.....	24
2.2	Modelos de previsão de insolvência tradicionais.....	25
2.2.1	Modelo de Altman	25
2.2.2	Modelo de Elizabetsky	27
2.2.3	Modelo de Matias	28
2.2.4	Termômetro de Kanitz	30
2.3	Modelos de previsão de insolvência modernos	32
2.3.1	Modelo de Assaf e Brito (2008)	32
2.3.2	Modelo de Guimarães e Moreira (2008)	34
2.3.3	Modelo de Scarpel (2008).....	35
2.3.4	Modelo de Guimarães e Alves (2009).....	37
2.3.5	Modelo de Mendes, Frega e da Silva (2014).....	38
2.4	Matriz de confusão.....	41
3	METODOLOGIA.....	45

3.1	Seleção de empresas insolventes	46
3.2	Seleção de empresas solventes	47
3.3	Aplicação do modelo tradicional para controle	49
3.4	Aplicação dos modelos em estudo	50
3.5	Uso de ferramenta para avaliação dos modelos	54
4	RESULTADOS E DISCUSSÃO	55
4.1	Comparação de resultados dos modelos de previsão de insolvência	55
4.2	Análise dos modelos de previsão de insolvência com por setores da economia	59
4.2.1	Setor Secundário	60
4.2.2	Setor Terciário	63
4.3	Análise final do trabalho	66
5	CONCLUSÃO	69
5.1	Sugestão de trabalhos futuros	69

1 INTRODUÇÃO

Em meados de dezembro de 2019, observou-se pela primeira vez o vírus que abalaria o mundo e toda a sua sociedade. “O primeiro caso oficial de covid-19 foi de um paciente hospitalizado no dia 12 de dezembro de 2019 em Wuhan, China [...]” (GRUBER, 2020). Passados meses de adaptação, atualmente a economia, a sociedade, as corporações e as formas de trabalho mudaram e, de fato, pouca coisa permaneceu intocada.

Com o distanciamento social necessário para o controle e amenização da pandemia, implicou um grande desafio para a maioria dos segmentos empresariais. Assim, a necessidade de crédito ascendeu de forma acentuada, superando até mesmo a disponibilidade das instituições financeiras. Segundo Martins (2020), a situação de disponibilidade de crédito em meio a pandemia era crítica, e as medidas de auxílio propostas pelo governo não estavam sendo eficazes; ele reforça: “[...] 87% das micro e pequenas indústrias não tiveram acesso à crédito e 75% acreditam que as medidas anunciadas não estão chegando a seus negócios.”

Neste momento tão delicado, com altíssimos riscos de falências e insolvência por parte das empresas, as análises de risco de crédito e os modelos de previsão de insolvência, foram colocadas em foco.

Crédito, uma operação entre uma instituição ou pessoa com interesse em ceder uma fatia do seu patrimônio temporariamente para outra parte, possui como intuito a obtenção de alguma remuneração financeira por tal operação e, por se tratar de uma atividade com o comprometimento de pagamento no futuro, tem em si algum risco. (SCHRICKEL, 1998)

Atualmente, tais operações estão em sua grande maioria asseguradas por garantias e/ou cláusulas de segurança a favor da parte cedente. Porém, ainda é um acordo que provém da confiança, ou cada vez mais, do conhecimento e previsão sobre as empresas/pessoas cessionárias. (ZICA e MARTINS, 2008)

Porém, Schrickel (1998) acredita não haver tais operações de empréstimos ou financiamentos sem risco, entretanto estes devem ser razoáveis e de acordo com a margem que o cedente irá receber por tal operação.

Dessa forma, os modelos de previsão de insolvência têm como principal objetivo identificar empresas com inclinações à ruína financeira, ou seja, a inadimplência dos seus compromissos. Este objetivo, desde seu surgimento, está atrelado ao risco de crédito e por isso, as corporações financeiras são aquelas que mais fazem aplicação desta antecipação.

O primeiro estudo de previsão de insolvência remonta a meados da década de 30. Posteriormente, o assunto ganhou maior importância e credibilidade com uso de modelos univariados e multivariados, estes que agora faziam uso de indicadores financeiros, os pioneiros se remontam aos finais dos anos 60 principalmente com Beaver (1966) e Altman (1968).

1.1 Problema de pesquisa e justificativa

O objetivo da busca pela previsão de insolvência neste meio tempo realmente não mudou. De fato, conhecer o futuro abre portas para investimentos internos, melhora na gestão financeira, depósito de créditos e segurança por parte da empresa. Porém o mundo, a economia, a disponibilidade de crédito e as organizações mudaram.

Efetivamente, tudo que se pode pensar no mundo econômico e financeiro atual evoluiu com a tecnologia, e no caso de modelos de previsão não deveria ser diferente, entretanto alguns dos mais utilizados ainda são Kanitz (1978), Matias (1978) e Elizabetsky (1976). (PINHEIRO, SANTOS, *et al.*, 2007)

Com a evolução da programação computacional, com algoritmos mais avançados e principalmente com dados mais verídicos e embasados das empresas em análise, surge a dúvida se os modelos mais antigos podem estar defasados perante os novos.

A globalização também permite estudar casos e evolução de empresas com as mesmas características em diversos lugares do mundo, fazendo com que a quantidade de dados para a aprendizagem tenha aumentado muito neste período.

Com base nisto, este trabalho visa testar e avaliar os resultados de alguns métodos mais modernos de previsão da insolvência, para assim entender a pouca utilização destes métodos no momento presente, além de encorajar os leitores a trocarem os métodos tradicionais pelos métodos modernos.

1.2 Objetivos

Nesta seção serão expostos os objetivos traçados pelo autor, a fim de solucionar os questionamentos propostos pela pesquisa.

1.2.1 Objetivo Geral

Comparar os modelos mais recentes de previsão de insolvência com um modelo tradicional com eficiência comprovada para empresas listadas na Bolsa de Valores do Brasil.

1.2.2 Objetivos Específicos

- Selecionar um conjunto de empresas insolventes listadas na Bolsa de Valores do Brasil;
- Selecionar uma amostra controle de empresas solventes listadas na Bolsa de Valores do Brasil;
- Avaliar os resultados dos modelos de previsão de insolvência na avaliação do conjunto de empresas insolventes e da amostra de controle.
- Avaliar a performance dos modelos com diferenciação de setores

1.3 Limite e abrangência da pesquisa

O trabalho abrange modelos criados com o objetivo de prever insolvência em empresas de todos os setores da economia e um modelo voltado para operadoras de plano de saúde que se encontram no setor terciário de acordo com o IBGE. Assim, espera-se que eles tenham resultados diferentes quando comparados a empresas de outros setores.

Para isso, utilizou-se um modelo tradicional, que remonta os anos 70, a fim de comparar os modelos criados mais recentemente com os que estão mais presentes na literatura e aparentam ser mais usados no ambiente profissional atual.

A amostragem de empresas limitou-se ao cenário nacional, alinhada aos modelos de autoria brasileira. As empresas analisadas encontraram-se listadas na bolsa e decretaram falência ou o pedido de recuperação judicial após o ano de 2010 e anterior ao ano de 2020.

Os dados utilizados para as análises foram os dados públicos das empresas em seus respectivos demonstrativos financeiros, e respaldados pela CVM.

1.4 Estrutura do trabalho

Este trabalho está estruturado em 5 capítulos, introdução, referencial teórico, metodologia, resultados e discussão e por fim, conclusão. A primeira seção tem como propósito

explicitar as motivações do trabalho, enumerar os objetivos que o balizam e, ainda, levantar algumas ponderações importantes sobre os a abrangência do trabalho.

A segunda seção apresenta a base teórica para o início da discussão sobre insolvência e modelos de previsão. Tem como objetivo criar um conhecimento comum para que os próximos passos sejam compreendidos. Dessa forma, foram abordadas questões sobre insolvência, falência, métodos de modelos de previsão que são comumente utilizados, e uma pequena introdução sobre os métodos que serão empregados, tanto para a previsão quanto para a comparação entre eles.

A seção de metodologia descreve a pesquisa, fazendo a escolha das empresas selecionadas para o estudo, os métodos que serão comparados, extração de dados para análise, tabelas e outras ferramentas utilizadas nos estudos.

Na seção denominada resultados e discussões serão levantados os produtos dos modelos aplicados e estes serão confrontados para uma análise comparativa entre eles com o auxílio de ferramentas para uma melhor visualização desta análise.

Por fim, na seção de número 5, estes resultados serão pontuados e associados com os objetivos inicialmente propostos no trabalho, a fim de assim elucidar as conclusões obtidas no estudo.

2 REFERÊNCIAL TEÓRICO

Nesta seção serão explanados tópicos importantes para o entendimento dos modelos de previsão de insolvência, explicando como o mercado vê esta atividade e qual o seu uso, além de pontuar aqueles que são aplicados com frequência atualmente e que serão usados neste estudo. Ademais, será apresentado o método de comparação usado no presente estudo.

2.1 Crédito

O ano de 2020, com todo o desafio perante a humanidade, trouxe também alguns desafios para o setor econômico mundial, e principalmente para o Brasil. De acordo com Rezende (2020) mais de 45% das famílias brasileiras estavam endividadas, ocupando o maior patamar já registrado pelo Banco Central. As pequenas e médias empresas também se viram na obrigação de fazer alavancagens para enfrentarem a pandemia, segundo Nitahara (2020). Ele enfatiza, ainda, os programas de auxílio criados pelo governo.

Assim, do ponto de vista econômico, a pandemia representa mais uma crise e para o enfrentamento destas crises são necessárias operações financeiras com o intuito de estender o prazo de pagamento de obrigações e manter as empresas no mercado, ou ainda, manter alimentos na mesa para pessoas físicas. (MARCO, 2011)

Estas operações, do ponto de vista das instituições financeiras cedentes, são “a atividade de colocar um valor à disposição de um tomador de recursos sob a forma de um empréstimo ou financiamento, mediante compromisso de pagamento em uma data futura” (BRITO e ASSAF NETO, 2008). Estes mesmos autores apresentam a frase prévia como conceito de crédito. Já para os tomadores, é a chance de agrupar um montante de dinheiro e fazê-lo render mais do que as taxas cobradas pelos cedentes, muitas vezes ganhando prazo para pagamentos, ou ainda, investindo em novas formas de retornos ou tecnologias que visam a produção e a lucratividade. (SCHRICKEL, 1998)

Gevert (2009) explica que crédito consiste na entrega de um valor presente mediante uma promessa de pagamento e que estas operações não são exclusivas apenas do dia a dia de instituições financeiras. Ainda, lembra que é comum indústrias comprarem matéria prima com a promessa de pagamento a prazo, ou até mesmo esta mesma indústria vender seus produtos com um prazo para o recebimento, não só facilitando a compra por seus clientes, mas também

aumentando o seu mercado consumidor. Além disso, o autor adverte ainda que em algumas atividades comerciais, o ganho no financiamento das mercadorias comercializadas chega a ser mais representativo que a margem aplicada em sua própria venda.

As operações de crédito bancário, segundo Gevert (2009) tem importante papel econômico e social, sendo eles:

- Possibilita às empresas aumentarem seu nível de atividade;
- Estimula a demanda e conseqüentemente o consumo;
- Ajuda as pessoas a obterem moradias, bens e até alimento;
- Facilita a execução de projetos para os quais as empresas não disponham de recursos financeiros suficientes.

Segundo Machado (2020) as operações de crédito bancário podem ter dois tipos de instituições cedentes, as privadas que visam apenas os juros e o ganho da operação, e a pública, que tem como objetivo maior a evolução econômica da sociedade ou estabilização e segurança desta, fato que é nítido atualmente com a pandemia do COVID-19. Apesar de objetivos diferentes, ambas operações se baseiam na confiança ou crença, palavras sinônimas de “*credare*”, expressão latina que é a precedente da palavra de crédito. (GEVERT, 2009)

Chama atenção a diferença de acesso ao crédito entre o Brasil e países ricos como denomina Lepiani (2008), enquanto tínhamos 37% do PIB na data da publicação, países como Estados Unidos e Japão o crédito superava 180%, pontua o autor. Hoje, segundo o Banco Central, o Brasil tem aproximadamente 53,2%, bem distante das nações desenvolvidas. (BANCO CENTRAL, 2021)

Na contramão do aumento de oferta de crédito, tem-se o risco. Por se tratar de uma operação para cumprimento em um futuro próximo, este pode vir a não acontecer, defendem Brito e Assaf Neto (2008); esta quebra de expectativa, como eles denominam, traduz-se como risco de crédito para as instituições financeiras. Gevert (2009) defende que a atividade de concessão de crédito é a maior responsável pela rentabilidade e sobrevivência do setor bancário, logo, isto evidencia que a análise de crédito é algo indispensável para as instituições financeiras, tanto públicas como privadas, sendo as que mais tem a perder com as quebras de acordos.

2.1.1 Análise e risco de crédito

Gevert (2009) aborda que as incertezas de uma operação financeira de crédito representam de fato um risco para a parte cedente, principalmente por depender exclusivamente de um ato apenas concretizado no futuro. O autor ressalta que, embora a análise de crédito deva se basear em acontecimentos do passado do tomador de crédito, são os eventos futuros que garantirão o sucesso ou o fracasso destas operações.

Britto e Assaf Neto (2008) pontuam que a correta análise de crédito e mensuração de seu risco é para as instituições financeiras o mesmo que quantificar os seus fluxos de caixa caso as operações de crédito não se confirmem. Por esse fato Schrickel (1998) salienta “que a análise de crédito envolve a habilidade de fazer uma decisão de crédito dentro de um cenário de incertezas, constantes mutações e informações incompletas”.

Assim, a saúde financeira dos bancos está diretamente ligada à correta análise de seus empréstimos a fim de atingir baixas taxas de inadimplência. Esta análise tem sofrido algumas evoluções com o passar do tempo, como pontuam Machado (2020) e Marco (2011). Eles reforçam que, anteriormente, as partes cedentes consideravam quase exclusivamente que os financiados deveriam ter bens para garantir o pagamento do valor financiado caso houvesse uma quebra de contrato, porém atualmente são analisadas questões paralelas às garantias.

Conforme Paiva (1997 apud GEVERT 2009), para confiar em pessoas precisa-se conhecê-las e, para conhecê-las, precisa-se basicamente de tempo e informação; ele salienta, ainda, que esta confiança não é absoluta. “Confia-se diferentemente em pessoas diferentes”. Gevert (2009) usa a expressão anterior para justificar a necessidade dos bancos para o requerimento de informações dos possíveis clientes, e nomeia este conjunto de informações e confiança como análise de crédito.

Existem ainda os chamados “C’s do crédito”: Caráter, Capacidade, Capital, Condições e Colateral, são um exemplo de informações e características que os bancos buscam atualmente. Marco (2011) cita que, em uma análise mais subjetiva, leva-se em conta o Caráter e a Capacidade dos tomadores, enquanto as outras são baseadas em aspectos econômicos e financeiros.

Gitman (2010) define o caráter como o antecedente do tomador perante a compromissos financeiros contratuais e morais. Capacidade é a competência dos gestores das empresas tomadoras de créditos de transformarem este em lucro e honrar os compromissos, fortalece Marco (2011).

Atualmente instituições financeiras credoras criam e atualizam anualmente limites de crédito para seus clientes, que formam o “teto” de alavancagem que estes podem obter ao mesmo tempo. Este, por sua vez, é quase que completamente baseado nos demonstrativos financeiros das empresas requerentes e nas garantias que estão estas dispostas a arriscarem, ou seja, os 3 últimos C’s. (GEVERT, 2009)

Existe, como reforça Brito e Assaf Neto (2008), classificações para estes riscos (ratings) ou uma pontuação(score), a fim de classificar empresas com a sua “probabilidade” de cumprir estes contratos. Estas análises e precauções são para os bancos, que fazem de tal transações seu negócio, uma ferramenta que gera certa segurança. No ponto de vista de instituições públicas, tais análises são feitas para que estes financiamentos possam ir para locais que realmente geram empregos e renda assim impactando a nação, desde que, é claro, consigam honrar com suas obrigações perante a instituição credora.

2.1.2 Falência, insolvência e recuperação judicial

As instituições cedentes procuram nas análises de crédito uma segurança da concretização do retorno e, para isto a empresa ou pessoa física que captou o crédito da instituição deve ter solvência suficiente para quitá-lo na data prazo.

Solvência, no meio corporativo e financeiro, corresponde à capacidade de arcar com os compromissos em um cenário de liquidação, ou seja, está relacionada ao saldo atemporal dos ativos e passivos, não considerando o prazo destes. É avaliado então se a empresa pode pagar suas obrigações convertendo todos os seus ativos em caixa. (GUIMARÃES e NOSSA, 2010)

O oposto de solvência, a insolvência, é definida no próprio Código Civil brasileiro. A Lei 10.406/2002, art. 955 evidência: “Procede-se à declaração de insolvência toda vez que as dívidas excedam à importância dos bens do devedor”.

Por sua vez, a falência tem como objetivo maior fazer com que os credores de uma empresa que se tornou insolvente sejam, de alguma forma, recompensados. Ademais, é uma maneira de tentar sanar por si o impacto negativo que uma empresa falida gera na sociedade, com a diminuição de capital social, desemprego, e o atraso no desenvolvimento. (REQUIÃO, 1993)

Lopes (2011) afirma que a falência, como processo judicial, se dá apenas quando a empresa se apresenta insolvente. O autor ainda apoia Requião (1993), salientando que este processo tem como objetivo sanar as dívidas com os credores, colaboradores, e, ainda, os custos do processo em si.

Com o intuito de mitigar os impactos negativos apontados pelos autores, cria-se a Lei da Falência (BRASIL, 2005), na qual se diferencia a falência em Recuperação Judicial, Extrajudicial e a Falência; Tal diferenciação é feita com a participação não só do sistema jurídico, mas de todo o ambiente que a empresa se encontra (PIMENTA, 2006). Pimenta reforça ainda, a necessidade de que o processo de recuperação judicial não crie apenas uma massa falida maior. Por isso, a justiça deve analisar criteriosamente o pedido de recuperação judicial, para que este realmente atinja os resultados esperados de manutenção de empregos, desenvolvimento da sociedade e a quitação das obrigações das empresas.

Visando manter a benfeitoria social de uma empresa em atividade, com o julgamento da possibilidade de recuperação e merecimento percebidos pela justiça, é possível e agora legal, uma renegociação das obrigações com os credores para atingir uma liquidez, uma futura solvência e crescimento empresarial. (PIMENTA, 2006)

Após decretada a recuperação judicial, no ponto de vista das instituições cedentes de créditos que tenham alguma operação em aberto com a empresa agora insolvente, não há muita escolha a fazer se não uma renegociação das dívidas e uma tentativa de ajuda para que estas dívidas sejam quitadas em um futuro próximo. Esse fato se torna cético quando a empresa em estudo é declarada como falida, pois é de conhecimento comum que os compromissos não serão quitados por inteiro. (COSTA, 2005) Assim, é de completa clareza que as instituições credoras têm como objetivo comum e, talvez, principal evitar estes acontecimentos. Para isso, utilizam do método de prever se as empresas contratantes dos créditos não serão insolventes em breve, fazendo o uso dos métodos de previsão de insolvência.

2.1.3 Previsão de insolvência

Segundo Gevert (2009), o rápido desenvolvimento da informática, a partir dos anos 70, fez com que os sistemas de pontuação de créditos surgissem no financiamento de pessoas físicas e jurídicas. Ele reforça ainda que os métodos de previsão da insolvência baseados em dados quantitativos serão cada vez mais estudados e usados, porém nunca eliminará a

necessidade de um bom treinamento com foco em crédito e negócios sobre os profissionais de bancos.

O início dos sistemas baseados em dados quantitativos remonta a Beaver (1966) e Altman (1968). O primeiro justamente tocado pela falta de base teóricas para análise financeira, fez com que, dois anos mais tarde, Altman desenvolvesse o primeiro modelo estatístico. Aprofundou-se em 58 empresas e obteve um resultado de 88% de acerto para as empresas consideradas solventes e 87% para empresas consideradas insolventes. É de comum acordo que estes estudos foram os pais dos que viriam a ser previsões de insolvência. (GEVERT, 2009) (MACHADO, 2020)

No Brasil, os primeiros estudos sobre o tema apareceram alguns anos depois com o termômetro de Kanitz (1974) e, posteriormente, Elizabetsky (1976). Estes dois, junto com o de Altman, fizeram uso da metodologia estatística conhecida como análise discriminante. Com o passar do tempo, diversos autores agregando conhecimento ao assunto, abordaram a análise de risco de crédito e previsão de insolvência seguindo outras escolas estatísticas, enriquecendo assim a discussão sobre o tema e agregando conhecimento ao assunto. (GEVERT, 2009)

2.1.4 Métodos estatísticos para modelos de previsão de insolvência

Diversos métodos estatísticos foram usados para se aproximar de uma solução correta sobre o futuro das empresas tomadoras. Sabendo da dificuldade, os pequenos avanços de acuracidade dos métodos são grandemente reconhecidos e só fortalecem a tese de que estas técnicas estatísticas multivariadas têm sido de suma importância para as instituições credoras mitigarem os riscos de inadimplência. (GEVERT, SILVA, *et al.*, 2010)

Desde o final dos anos de 1950 a análise discriminante vem sendo usada de forma comum nas análises de diversos fenômenos que o objetivo é identificar, a partir de um grupo de elementos, diversos grupos específicos. (SANTANA, SANTANA, *et al.*, 2014) Pode ser utilizada para discriminar quais os principais compradores para algum segmento específico de carros com base em seus hábitos e programas frequentemente assistidos na TV, por exemplo.

Gevert et al (2010) exaltam a importância de saber os pontos fortes e fracos de cada método para saber os casos que cada um deles tem a chance de se encaixar melhor. Os autores apresentam um estudo aprofundado sobre três métodos, dois que são usados de forma comum

e corriqueira, Redes Neurais e Regressão Logística e um com menos presença na literatura, *Support Vector Machine*.

Os avanços destes métodos acompanharam os avanços da tecnologia e principalmente da programação computacional, tornando uma tarefa que à algumas poucas décadas atrás parecia impossível, por atividades massivas, possível em questões de minutos ou segundos, por isso, há uma grande aposta em metodologias mais modernas. (GEVERT, 2009)

2.2 Modelos de previsão de insolvência tradicionais

Nesta seção serão introduzidos os modelos tradicionais que hoje possuem relevância na questão de previsão de insolvência de empresas atualmente.

2.2.1 Modelo de Altman

O modelo de Altman foi o primeiro disponível na literatura que fez uso de metodologias estatísticas para o fim de previsão de insolvência. Publicado em 1968, contou com 66 empresas, sendo 33 solventes e as outras 33 insolventes que decretaram falência entre os anos de 1946 e 1965. (ALTMAN, 1968)

As empresas escolhidas como insolventes eram todas do setor industrial, sem um subsetor definido. Tinham valor de ativos entre 0,7 e 25,9 milhões de dólares, e seus pares foram escolhidos entre empresas com ativos entre 1 e 25 milhões de dólares dos mesmos subsectores das insolventes. (ALTMAN, 1968)

A partir dos grupos escolhidos selecionou-se, por análise discriminante, as variáveis que poderiam prever as empresas seriam insolventes ou solventes. Inicialmente, foram selecionadas 22 variáveis, porém desta lista apenas 5 variáveis que geravam a função discriminante abaixo:

$$Z = 0,012 X_1 + 0,014 X_2 + 0,033 X_3 + 0,006 X_4 + 0,999 X_5$$

Segundo Muylder et al (2012), o funcionamento do método de análise discriminante é, de fato, o encontro de uma variável dependente não métrica com relação a um conjunto de

variáveis independentes métricas. Segundo os autores, tal método permite criar dois ou mais grupos e ainda avaliar o grau de diferença entre eles.

A relevância ou não das variáveis independentes para a discriminação ou divisão dos grupos, é o primeiro passo da atividade, seguido do encontro dos parâmetros multiplicadores de cada parâmetro, criando assim uma equação em que se diferenciará os grupos de acordo com o score final. (SANTANA, SANTANA, *et al.*, 2014 e MUYLDER, SANTOS, *et al.*, 2012)

Os parâmetros X podem ser mais bem visualizados no quadro 1.

Quadro 1 - Parâmetros da Equação de Altman (1968)

Parâmetro	Fonte
X ₁	$\frac{(\textit{Ativo Circulante} - \textit{Passivo Circulante})}{\textit{Ativo Total}}$
X ₂	$\frac{\textit{Lucros Retido}}{\textit{Ativo Total}}$
X ₃	$\frac{\textit{Lucros antes de juros e impostos}}{\textit{Ativo Total}}$
X ₄	$\frac{\textit{Valor de Mercado do Equity}^1}{\textit{Exigível Total}}$
X ₅	$\frac{\textit{Vendas}}{\textit{Ativo Total}}$

Fonte: Desenvolvido pelo Autor com dados de Altman (1968).

Com o uso deste modelo e considerando as 66 empresas citadas anteriormente, Altman (1968) atingiu um resultado bem satisfatório nos 2 anos antes da falência das empresas. No primeiro ano atingiu um acerto para as empresas insolventes de 94%, enquanto com 2 anos de antecedência para a falência este índice já abaixou para 72%. Com 3,4 e 5 anos a assertividade abaixou bastante sendo respectivamente de 48, 29 e 36%.

¹ Definido pelo número de ações vezes o preço de mercado

Alguns anos mais tarde, em 1979, Altman se aliou com professores brasileiros, Baidya e Dias e criaram dois modelos, agora voltados para a economia nacional e, principalmente, desenvolvidos pelo fato de ter havido um grande endividamento nas empresas naquela década.

Apesar da metodologia destes dois modelos apresentarem diferenças entre o modelo original de Altman, estes seguiam as mesmas características de análise discriminante com o uso de 5 parâmetros, alguns destes foram adaptados para a realidade brasileira e, com isso os fatores multiplicantes foram também modificados. (REBELLO, 2010 APUD ALTMAN, DIAS e BAIDYA, 1979)

2.2.2 Modelo de Elizabetsky

Em 1976, Roberto Elizabetsky trouxe a realidade da previsão de pagamentos para a esfera nacional. O trabalho foi identificado como: “Modelo Matemático para decisão de Crédito no Banco Comercial”, no qual era utilizado análise discriminante para a classificação de 110 empresas, sendo que 28 eram insolventes e 82 solventes. (MOREIRA, FRANCO e OLIVEIRA, 2015; MÁRIO, 2002)

O autor estava preocupado principalmente com a subjetividade das análises de créditos pelos analistas bancários e pelos erros que esta análise qualitativa poderia gerar para as concedentes de créditos. (REBELLO, 2010). Elizabetsky defendeu que as análises de crédito por meio matemático poderiam ser eficientes se seguissem os 4 passos a seguir: (ELIZABETSKY 1976 apud MÁRIO, 2002; MACHADO, 2020)

- 1) Identificar as características que melhor discriminam entre os bons e maus riscos;
- 2) Atribuir um peso adequado para cada uma das características definidas na etapa 1;
- 3) Calcular, para cada cliente a soma dos produtos peso x características, obtendo um total que chamaremos de “Z calculado”. Este total é uma medida da qualidade potencial do Cliente;
- 4) Comparar o Z calculado com dois pontos críticos, classificando a operação quanto a sua qualidade.

O autor começou sua análise com 60 índices, passando para 38 e, finalmente, para 28, na qual obteve para si, a solução ótima. Contudo, propôs equações com 5, 10 e 25 variáveis,

ressaltando sempre que a diminuição das variáveis tem uma sensível influência no resultado e determinação das empresas em análise. (MÁRIO, 2002)

A equação que representa o modelo de Elizabetsky de 5 variáveis pode ser visualizada abaixo, assim como o quadro com seus respectivos parâmetros:

$$Z = 1,93 X_1 - 0,21 X_2 + 1,02 X_3 + 1,33 X_4 - 1,13 X_5$$

Quadro 2 - Parâmetros da Equação de Elizabetsky (1976)

Parâmetro	Fonte
X ₁	$\frac{\textit{Lucro Líquido}}{\textit{Vendas}}$
X ₂	$\frac{\textit{Disponível}}{\textit{Ativo Permanente}}$
X ₃	$\frac{\textit{Contas a Receber}}{\textit{Ativo Total}}$
X ₄	$\frac{\textit{Estoque}}{\textit{Ativo Total}}$
X ₅	$\frac{\textit{Passivo Circulante}}{\textit{Ativo Total}}$

Fonte: Elaborado pelo Autor com Dados de Elizabetsky (1976)

Os resultados da equação são divididos entre empresas insolventes e solventes, com o ponto de separação em 0,5. Abaixo disto se encontram as empresas insolventes e, acima, as empresas solventes. (MOREIRA , FRANCO e OLIVEIRA, 2015)

Segundo Gomes (2003 apud. REBELLO, 2010), em 1985 o professor José Pereira realizou uma pesquisa com este modelo e atingiu uma taxa de 74% de acertos para as empresas “boas” e 63% para as empresas “ruins”.

2.2.3 Modelo de Matias

Também com o uso da análise discriminante, em 1978, e como a maioria dos outros modelos, tinha como objetivo maior a facilitação a concessão de crédito e a diminuição da inadimplência para as instituições (GUIMARÃES, 2017). Moreira et al. (2015) ainda salientam

que um grande problema na época era a demora dos modelos de previsão de insolvência e coloca esse obstáculo como um grande motivo para o trabalho de Matias. (MOREIRA , FRANCO e OLIVEIRA, 2015)

No trabalho, Matias criticou a análise, até então tradicional de crédito, afirmando que essa apesar de oferecer informações úteis, não chega a um veredicto final sobre a concessão ou não do crédito para os clientes. Ressaltou também que, não só o seu modelo, mas todos que fazem uso de demonstrativos e indicadores financeiros são dependentes destes indicadores, não apenas da disponibilidade, mas principalmente da veracidade deles. Como neste trabalho, Matias não considerou insolventes empresas com protestos e falências requeridas, apenas aquelas que já tiveram estes pedidos decretados. (REBELLO, 2010)

Composto por uma amostra de 100 empresas, sendo a metade solvente e a metade insolvente, atingiu uma taxa de acerto de 89% já que encontrou 44 acertos para as solventes, 45 para as insolventes, além de 3 classificações incorretas e mais 8 na região de dúvida do modelo, para as quais não quis classificar os resultados.

Machado (2020) ressalta que a maior qualidade do modelo proposto por Matias é que o modelo focaliza nas variáveis que visam a dedução da representatividade de bens, direitos e obrigações elucidadas no balanço patrimonial. Variáveis, estas, apresentadas no Quadro 3.

Quadro 3 - Parâmetros da Equação de Matias (1978)

Parâmetro	Fonte
X ₁	$\frac{\textit{Patrim\^o}n\textit{io} \textit{L}\textit{iquido}}{\textit{Ativo} \textit{Total}}$
X ₂	$\frac{\textit{Financiamentos} \textit{e} \textit{Empr}\textit{estimos}}{\textit{Ativo} \textit{Circulante}}$
X ₃	$\frac{\textit{Fornecedores}}{\textit{Ativo} \textit{Total}}$
X ₄	$\frac{\textit{Ativo} \textit{Circulante}}{\textit{Passivo} \textit{Circulante}}$
X ₅	$\frac{\textit{Lucro} \textit{Operacional}}{\textit{Lucro} \textit{Bruto}}$

X_6	$\frac{\textit{Disponível}}{\textit{Ativo Total}}$
-------	--

O ponto crítico do modelo de Matias é de 0,5, admitindo que as empresas que atingirem resultados abaixo deste valor serão consideradas como empresas insolventes e aquelas que atingirem um valor acima de 0,5 serão vistas como solventes pelo modelo. (GOMES 2003 apud. REBELLO, 2010)

A equação final, apesar de ser muito próxima a usada no modelo inicial de Matias (1978), sofreu uma alteração depois de certo tempo, sem alterar as variáveis, apenas algumas constantes. (MACHADO, 2020) A equação pode ser visualizada abaixo:

$$Z = 23,792 X_1 - 8,26 X_2 - 8,868 X_3 - 0,764 X_4 + 1,535 X_5 + 9,912 X_6 - 3$$

2.2.4 Termômetro de Kanitz

Kanitz foi o primeiro autor brasileiro a abordar insolvência ou falência em seus trabalhos no início na década de 70. Concluiu e publicou seu livro em 1978, no qual se denominava “Como Prever Falências”. (MÁRIO, 2002) No livro fez uso de um método com uma combinação de análise discriminante com regressão múltipla. (DA SILVA , WIENHAGE, *et al.*, 2012)

Segundo o próprio autor, apesar da impossibilidade de prever com total certeza a falência de alguma empresa, com o uso do modelo proposto pode-se analisar quais empresas tem mais probabilidade de falência em algum determinado período. (KANITZ, 1978 apud REBELLO, 2010)

O artigo escrito por Kanitz (1974) já continha tanto seus pensamentos para a criação do modelo quanto também a equação posteriormente conhecida como Termômetro de Kanitz. Este nome se deu pelo fato de que além de classificar empresas entre solventes e insolventes, ela também considerava a probabilidade de tal acontecimento. Tal função do termômetro poderia ajudar não somente na análise crédito em si, mas também em escolhas de empresas receptoras quando o montante de crédito por um banco se encontrava escasso. (MÁRIO, 2002)

Kanitz, no terceiro capítulo de seu livro (1978) explica a metodologia utilizada para a construção do modelo. Primeiramente foram analisados cerca de 5000 demonstrativos

financeiros para a apuração dos índices que compõem o termômetro. Utilizou-se então 21 empresas que enfrentaram a falência e 21 pares solventes escolhidos apenas com base no setor econômico e com um ativo total aproximado aos seus pares insolventes.

O modelo proposto por Kanitz pode ser visualizado abaixo, e os seus parâmetros no Quadro 4:

$$Z = 0,05 X_1 + 1,65 X_2 + 3,55 X_3 - 1,06 X_4 - 0,33 X_5$$

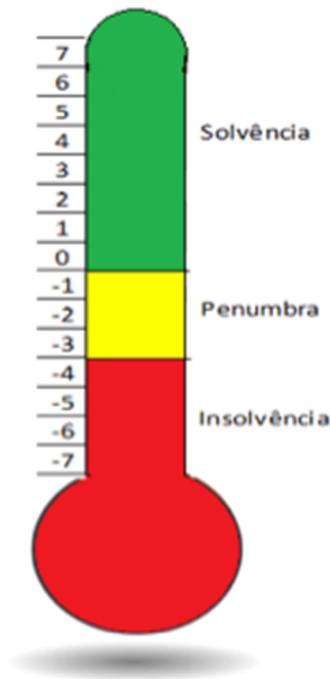
Quadro 4 - Parâmetros do Termômetro de Kanitz

Parâmetro	Fonte
X ₁	$\frac{\text{Lucro Líquido}}{\text{Patrimônio Líquido}}$
X ₂	$\frac{(\text{Ativo Circulante} + \text{Realizável a Longo Prazo})}{(\text{Passivo Circulante} + \text{Exigível a Longo Prazo})}$
X ₃	$\frac{(\text{Ativo Circulante} - \text{Estoques})}{\text{Exigível a Curto Prazo}}$
X ₄	$\frac{\text{Ativo Circulante}}{\text{Exigível a Curto Prazo}}$
X ₅	$\frac{\text{Exigível a Curto Prazo} + \text{Exigível a Longo Prazo}}{\text{Patrimônio Líquido}}$

Fonte: Elaborado pelo Autor com dados de Kanitz (1978).

O resultado da Equação pode ser interpretado da seguinte forma, com resultados entre 0 e -3 as empresas se encontram na chamada penumbra, onde o cenário é indeterminado pelo modelo. Acima da penumbra as empresas podem ser consideradas solventes e, abaixo, insolventes. O esquema pode melhor visualizado a partir da Figura 1.

Figura 1 - Termômetro de Kanitz



Fonte: (MOREIRA , FRANCO e OLIVEIRA, 2015)

2.3 Modelos de previsão de insolvência modernos

Esta seção tem como finalidade apresentar os modelos modernos (posteriores a 2005) que serão abordados na comparação com alguns modelos tradicionais apresentados na seção anterior. Estes modelos, além de serem de fato mais modernos, utilizam outros métodos matemáticos e computacionais para a definição de seus índices e equações.

2.3.1 Modelo de Assaf e Brito (2008)

O modelo contou com uma amostra de 60 empresas, sendo 30 insolventes e 30 solventes entre os anos de 1994 e 2004, todas listadas na Bovespa e de diversos setores. (BRITO e ASSAF NETO, 2008) Foram testados inicialmente 25 índices frequentemente utilizados em modelos desta natureza, todos calculados com os demonstrativos do penúltimo exercício anterior a falência ou ao pedido de concordata. Foram excluídos os demonstrativos do último período por escolhas dos autores justificando que este já poderia estar sob influência do evento que o prosseguiria. (GUIMARÃES, 2017)

Diferentemente da análise discriminante, a regressão logística, também conhecida com Logit, método utilizados pelos autores, não pode distinguir e classificar os elementos em estudos em mais de dois grupos, ou seja, tem um *Output* binário (diferenciando entre 0 ou 1) e com a classificação de duas características ou grupos a partir de variáveis independentes. (GEVERT, 2009)

Por se tratar de um modelo de proveniente de regressão logística e assim usar a função sigmoide para a obtenção dos scores o resultado do modelo refere-se a uma probabilidade do acontecimento de falência, logo os autores definiram o seu ponto de corte sendo 0,5. Aquelas empresas que obtiverem resultados maiores que 50% de probabilidade de insolvência seriam classificadas como insolventes e aquelas com probabilidade menor que 50%, seriam classificaria como empresas saudáveis e solventes. (BRITO e ASSAF NETO, 2008)

Após o uso de alguns modelos de seleção de variáveis, o modelo escolhido contava com 4 variáveis financeiras que estão expostas no Quadro 5.

Quadro 5 - Parâmetros do Modelo de Assaf e Brito (2008)

Parâmetro	Fonte
X ₁₂	$\frac{(\text{Lucro Acumulado} + \text{Patrimônio Líquido})}{\text{Ativo Total}}$
X ₁₆	$\frac{(\text{Passivo Circulante Financeiro} + \text{Exigível a Longo Prazo Financeiro})}{\text{Ativo Total}}$
X ₁₉	$\frac{(\text{Ativo Circulante} - \text{Passivo Circulante})}{\text{Ativo Total}}$
X ₂₂	$\frac{(\text{Ativo Circulante Financeiro} - \text{Passivo Circulante Financeiro})}{\text{Vendas Líquidas}}$

Fonte: Elabora pelo Autor com dados de (BRITO e ASSAF NETO, 2008)

A equação do modelo foi descrita como:

$$\ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = -4,740 - 4,528 X_{12} + 18,433 X_{16} - 14,080 X_{19} - 11,028 X_{22}$$

Segundo os próprios autores o modelo atingiu 93,3% de acertos para as 30 empresas solventes e 86,7% para a insolventes, atingindo um total de 90% das 60 empresas classificadas corretamente, como mostra a Tabela 1.

Tabela 1 - Matriz de Classificação do Modelo de Assaf e Brito (2008)

Observado	Estimado		Total	Classificações Corretas
	Solventes	Insolventes		
Solventes	28	2	30	93,3%
Insolventes	4	26	30	86,7%
Total	32	28	60	90,0%

Fonte: Tirado de (BRITO e ASSAF NETO, 2008)

2.3.2 Modelo de Guimarães e Moreira (2008)

Ainda com o uso de análise discriminante, em 2008, Guimarães e Moreira publicaram o modelo de autoria conjunta, que apesar de ser uma metodologia antiga, fez uso de novas variáveis e técnicas que melhor retratava o comportamento das empresas sob a ótica de risco de insolvência. (GUIMARÃES e MOREIRA, 2008)

Após a escolha de 58 empresas de 17 setor diferentes que se tornaram insolventes entre 1994 e 2003 e mais 58 para serem seus pares de controle foram criados dois grupos. O primeiro com 35 empresas de cada, com a função de encontrar os índices que seriam usados nos modelos, com o uso de análise discriminante múltipla, e o segundo grupo com 46 empresas, sendo metades “boas” e metade “ruins” para validação ou controle do modelo. (GUIMARÃES e MOREIRA, 2008; GUIMARÃES, 2017)

O evento referência do estudo era simplesmente a empresa se tornar de fato insolvente, para isso os autores definiram como empresas insolvente aquelas que os demonstrativos contábeis mostram claramente que o total dos ativos é menor que o valor das dívidas.

Foram inicialmente escolhidas 11 variáveis, porém após algumas exclusões e modificações nas próprias variáveis obteve-se o modelo final que pode ser visualizado na equação abaixo, assim como seus parâmetros no Quadro 6.

$$y = 0,526 + 1,6791 EstA - 1,8309 EstC + 0,012 RCMCPd + 2,0812 EBICT$$

Quadro 6 - Parâmetros do Modelo de Guimarães e Moreira (2008)

Parâmetro	Fonte
EstA	$\frac{\textit{Capital de Giro Líquido}}{\textit{Ativo Total}}$
EstC	$\left(\frac{(\textit{Passivo Circulante} + \textit{Exigível a Longo Prazo})}{\textit{Passivo Total}} \right)^2$
RCMPd	$(\textit{Patrimônio Líquido} - \textit{Ativos de Baixa Liquidez})^{1/3}$
EBICT	$\frac{\textit{EBIT}}{(\textit{Passivo Circulante} + \textit{Exigível a Longo Prazo})}$

Fonte: Elaborada pelo Autor com dados de (GUIMARÃES e MOREIRA, 2008)

Os autores explicitam que o resultado do modelo atingiu um valor de 88,6% no grupo 1, que continham 35 empresas insolventes e 35 empresas solventes, acertando exatamente 31 casos de cada grupo. (GUIMARÃES e MOREIRA, 2008)

Tal modelo foi aplicado com os demonstrativos de um ano antes da entrada do estado de insolvência e assim as empresas que atingirem um $Y > 0$ são consideradas solventes e aquelas que atingirem $Y < 0$ são consideradas insolventes. (GUIMARÃES e MOREIRA, 2008).

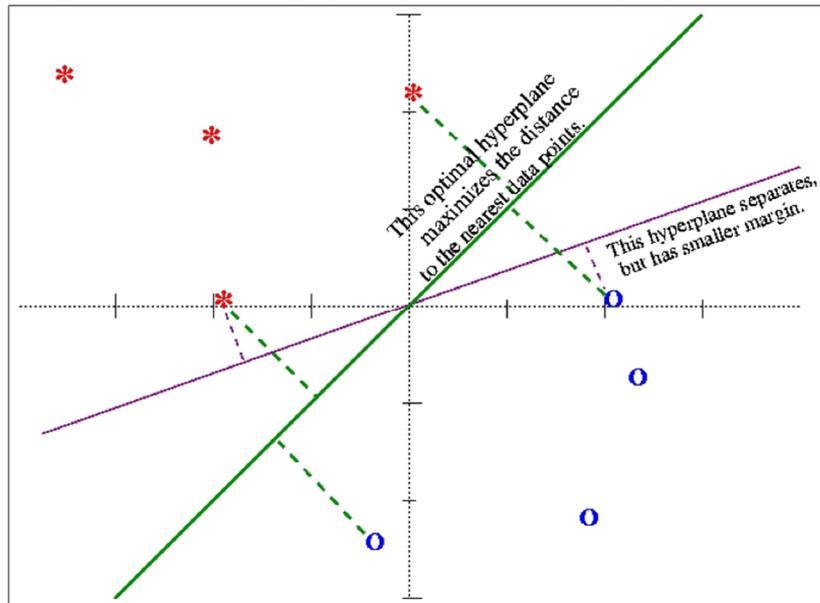
2.3.3 Modelo de Scarpel (2008)

Rodrigo Arnaldo Scarpel (2008) reforçou que os modelos mais utilizados e comuns de previsão de insolvência são os que fazem análise discriminante. Porém, para contrapor esta tendência, o autor propôs em seu trabalho um modelo com o uso de *Support Vector Machines* (SVM).

Support Vector Machine é um método relativamente novo de classificação binária, cujo objetivo é achar um vetor em algum campo solução onde este tem a função de diferenciar as soluções em duas classes. Mesmo com os dados não separados linearmente, com o uso dos SVM's, faz-se a criação de um plano na dimensão "n" para a divisão das soluções, chamado de Hiperplano Ótimo. (BOSWELL, 2002)

Uma das principais funções deste hiperplano, é fazer com que as margens se igualem até os pontos de dados. Com isso é criado um plano inicial e fazem-se interações a fim de achar este plano ótimo que faz a separação de soluções da melhor maneira possível. (GEVERT, 2009; BOSWELL, 2002) Como demonstrado na Figura 2.

Figura 2 - Escolha do hiperplano que maximiza a margem para os dados



Fonte: Boswell (2002)

Por se tratar de outro modelo estatístico o autor tomou a liberdade de criar uma amostra com número de empresas insolventes e solventes sendo diferentes entre si, fato prejudicial em modelos que utilizam os métodos de análise discriminante. A metodologia estatística envolve treinamento, que neste trabalho contou com uma amostra de 18 empresas insolventes e 32 solventes, enquanto no conjunto de validação encontravam-se 17 empresas insolventes e 32 solventes. (SCARPEL, 2008)

O autor considerou que empresas solventes eram aquelas que desfrutavam de crédito amplo no sistema bancário, enquanto as insolventes são aquelas que entraram com um processo de concordata ou decretaram falência. (SCARPEL, 2008)

O modelo se mostrou bastante efetivo quando comparado com modelos de análise discriminantes do próprio artigo, atingindo uma taxa de acerto global de 87,8% fazendo com que as três variáveis escolhidas tenham uma ótima performance em prever a realidade financeira das empresas analisadas.

Scarpel (2008), para agregar a análise de liquidez, atividade e lucratividade, selecionou um índice de cada para que o modelo proposto ficasse completo perante a realidade empresarial. No trabalho, o autor não especifica em qual período antes da falência ou concordata a amostra de controle foi testada, porém a equação utilizada pode ser vista abaixo:

$$y = 1,517 LC + 0,583 GA + 1,910 ROA$$

Respeitando a equação acima, as empresas que gerarem índice maiores que zero são classificadas como solventes e aquelas que gerarem o output menores que 0 são consideradas insolventes pela definição do autor. (SCARPEL, 2008) Os parâmetros da equação podem ser visualizados no Quadro 7.

Quadro 7 - Parâmetros do Modelo de Scarpel (2008)

Parâmetro	Fonte
LC	$\frac{\textit{Ativo Circulante}}{\textit{Passivo Circulante}}$
GA	$\frac{\textit{Receita Total}}{\textit{Ativo Total}}$
ROA	$\frac{\textit{Lucro Líquido}}{\textit{Ativo Total}}$

Fonte: Elaborado pelo Autor com dados de (SCARPEL, 2008)

2.3.4 Modelo de Guimarães e Alves (2009)

Para efeito de comparação, decidiu-se adicionar um modelo que tenha sido criado com foco em um setor específico. Foi escolhido o modelo de Guimarães e Alves, que publicaram, em 2009, um modelo de regressão logística para prever a solvência ou insolvência das operadoras do plano de saúde no ano de 2006. (GUIMARÃES, 2017)

Tal modelo considera os dados com um ano de antecedência dos eventos de falência ou concordata para o uso e predição das realidades futuras das empresas. Iniciou com 17 variáveis distintas, e foram excluídas 14 variáveis principalmente por correlação entre elas. O modelo final considerou apenas 3 variáveis. (GUIMARÃES e ALVES, 2009)

A equação abaixo demonstra a proposta final dos autores:

$$\ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = -4,834 + 1,206 \log V_1 - 5,716 V_9 - 14,080 X_{19} + 2,42 V_{13}$$

O quadro 8, demonstra qual os indicadores fazem parte cada parâmetro.

Quadro 8 - Parâmetros do Modelo de Guimarães e Alves (2009)

Parâmetro	Fonte
V ₁	$\frac{\textit{Passivo Circulante}}{\textit{Patrimônio Líquido}}$
V ₉	$\frac{\textit{Lucro Líquido}}{\textit{Ativo Total}}$
V ₁₃	$\frac{\textit{Receita Total}}{\textit{Ativo Total}}$

Fonte: Elaborado pelo Autor com dados de (GUIMARÃES e ALVES, 2009)

Os próprios autores (2009) sugeriram valores de corte entre 0,025 e 0,040, sendo que entre este intervalo há alguma probabilidade de insolvência. Se o resultado for superior a 0,040 há uma alta probabilidade de insolvência, se for inferior a 0,025 se vê a insolvência como improvável para o próximo ano.

Segundo Guimarães (2017), a taxa de acerto deste modelo foi de 71,60%, superando o modelo em que os próprios autores usaram para a comparação, o modelo de Altman (abordado na seção 2.4.1) que atingiu 68,77% para as empresas estudadas.

2.3.5 Modelo de Mendes, Frega e da Silva (2014)

Já preocupados com a obsolescência dos modelos tradicionais, assim como este trabalho, em 2014 os professores Mendes, Frega e da Silva questionaram se o modelo de Sanvicente e Minardi criado em 1998, ainda teria eficácia em meados da década de 2010. A escolha do modelo de 1998 para o acompanhamento periódico foi justificada pelos autores por este ter sido testado em 2007 por Pinheiro et al. e então comparado com os modelos de Kanitz

(1978), Elizabetsky (1976), entre outros, e foi o único que mostrou poder discriminantes e aderência ao modelo original. (MENDES, FREGA e DA SILVA, 2014)

A equação do modelo de Sanvicente e Minardi (1998) pode ser visualizada abaixo, assim como suas variáveis no Quadro 8.

$$Z = -0,042 + 2,909 X_1 - 0,875 X_2 + 3,364 X_3 + 0,172 X_4 + 0,029 X_5$$

Quadro 8 - Parâmetros do Modelo de Vicente e Minardi (1998) e Mendes, Frega e da Silva (2014)

Parâmetro	Fonte
X ₁	$\frac{(\textit{Ativo Circulante} - \textit{Passivo Circulante})}{\textit{Ativo Total}}$
X ₂	$\frac{(\textit{Patrimônio Líquido} - \textit{Capital Social})}{\textit{Ativo Total}}$
X ₃	$\frac{(\textit{Lucro Operacional} - \textit{Despesas Financeiras} + \textit{Receitas Financeiras})}{\textit{Ativo Total}}$
X ₄	$\frac{\textit{Valor contábil do Patrimônio Líquido}}{\textit{Valor Contábil do Exigível Total}}$
X ₅	$\frac{\textit{Lucro Operacional antes dos Juros e impostos de Renda}}{\textit{Despesas Financeiras}}$

Os autores “retestaram”, então, o modelo de Sanvicente e Minardi para 42 empresas, 21 em estado de insolvência e 21 em estado de solvência para períodos entre o ano de 2005 e 2012. Notaram que o modelo não tinha apenas mantido a taxa de acerto global, mas também aumentado esta quando comparada para o trabalho inicial dos autores e a primeira revisão que aconteceu em 2009 por Pinheiro et al. A partir desta descoberta, Mendes, Frega e da Silva (2014) questionaram o motivo do modelo criado em 1998 reagir tão bem ao correr do relógio.

Rodaram, então, uma nova análise discriminante com a amostra do artigo de 2014 com as variáveis do modelo original, que resultou na equação abaixo. Lembrando que as variáveis foram mantidas do modelo original.

$$Z = -0,203 + 0,243 X_1 - 0,357 X_2 + 2,342 X_3 + 0,372 X_4 + 0,022 X_5$$

Após encontrada esta equação os autores fizeram uma análise da correlação de variáveis e encontraram uma forte correlação entre as três primeiras variáveis. Ainda relataram que, dentre essas, as duas primeiras têm uma correlação quase perfeita. Decidiu-se, então, excluir as variáveis X1 e X2 da nova equação fazendo com que a variável X3, altamente correlacionada às duas, as representassem na equação. (MENDES, FREGA e DA SILVA, 2014)

Por fim, após testarem alguns modelos com variáveis únicas, decidiram criar um modelo com duas variáveis e, após os 3 testes possíveis (X3 com X4, X3 com X5 e X4 com X5) encontraram a melhor combinação, que seriam as variáveis X3 e X4. Assim, a equação final do modelo de Mendes, Frega e da Silva (2014), que atingiu uma taxa de acerto global de 88,1% é:

$$Z = -0,349 + 0,916 X_3 + 0,459 X_4$$

Da mesma maneira que como no modelo de Sanvicente e Minardi (1998), o valor crítico desta equação, Z, que separa os dois grupos, solventes e insolventes é zero. Assim se o resultado for maior do que zero esta empresa está inclinada a continuar solvente enquanto aquelas que obtiverem o valor menor do que zero possivelmente se encontraram em uma situação de insolvência em um período de um ano. (MENDES, FREGA e DA SILVA, 2014)

O Quadro 9, ilustra algumas das diferenças dos modelos escolhidos para compor a seção de revisão da bibliografia deste trabalho e evidencia algumas diferenças sobre a técnica estatística usada nos primeiros trabalhos e a técnica usada nos trabalhos mais modernos.

Quadro 9 - Característica dos Modelos de Previsão de Insolvência Apresentados na Revisão Bibliográfica

Modelo	Ano	Técnica Estatística	Número de Empresas na amostra	Índice de Acerto
Altman	1968	Análise Discriminante	66	94% - Insolventes
Elizabetsky	1976	Análise Discriminante	110	74% - Solventes 63% - Insolventes

Matias	1978	Análise Discriminante	100	89% - Global
Kanitz	1978	Análise Discriminante Regressão Múltipla	42	Não divulgado pelo Autor
Modelo de Assaf e Brito (2008)	2008	Regressão Logística	60	90% - Global
Modelo de Guimarães e Moreira (2008)	2008	Análise Discriminante	58	88,6% - Global
Modelo de Scarpel (2008)	2008	Support Vector Machines	99	87,8% - Global
Modelo de Guimarães e Alves (2009)	2009	Regressão Logística	597	71,6% - Global
Modelo de Mendes, Frega e da Silva	2014	Análise Discriminante	42	88,1% - Global

Fonte: O autor com base nos modelos apresentados na tabela acima.

2.4 Matriz de confusão

Os resultados dos métodos anteriormente citados podem ser questionados pela natureza de seus levantamentos, alguns levam em consideração apenas as empresas insolventes, facilitando assim a escolha de um método mais conservador possibilitando classificar a grande maioria das empresas como insolventes. Assim, esta subseção tem como objetivo apresentar uma metodologia de comparação binária que leva em consideração os acertos positivos e os negativos de cada modelo. (MACHADO, 2020)

Apresentada na Figura 3, a matriz de confusão, uma matriz 2x2, cujo objetivo é diferenciar as classificações em 4. Muito utilizada para Machine Learning, mais especificamente em problemas de classificação binária. (JÚNIOR, 2018) As diferenciações são: Verdadeiro Positivo, Falso Negativo, Falso Positivo e Verdadeiro Negativo (STEHMAN, 1997, apud MACHADO, 2020, p.48).

Figura 3 - Matriz de Confusão

MATRIZ DE CONFUSÃO			
REAL	PREVISTO		
		POSITIVO	NEGATIVO
	VERDADEIRO	VERDADEIRO POSITIVO (VP)	FALSO NEGATIVO (FN)
FALSO	FALSO POSITIVO (FP)	VERDADEIRO NEGATIVO (VN)	

Fonte: Adaptado de Machado (2020)

- Verdadeiro Positivo (VP): Representa aquelas situações nas quais modelo previu a condição como positiva e se mostrou realmente positiva. Para previsão de insolvência, as empresas que foram classificadas como insolventes no período de análise e se mostraram realmente insolventes.

- Falso Negativo (FN): Representa a situação que o modelo previu a condição como negativa, porém se mostrou verdadeiramente positiva. Para a previsão da insolvência, são aquelas que se mostraram solventes pela previsão, porém são insolventes de fato.

- Falso Positivo (FP): Representa a situação que o modelo previu a condição como positiva, porém se mostrou verdadeiramente negativa. Para a previsão da insolvência, são aqueles que se mostraram insolventes pela previsão, porém são solventes de fato.

- Verdadeiro Negativo (VN): Representa a situação que o modelo previu a condição como negativa e se mostrou de fato negativa. Para previsão de insolvência, as empresas que foram classificadas como solventes no período de análise e se mostraram realmente solventes.

A Figura 4, exemplifica uma matriz de confusão para previsão de insolvência. Mudando os verdadeiros e positivos para insolventes e falsos e negativos para solventes.

Figura 4 - Matriz de Confusão Para Previsão de Insolvência

MATRIZ DE CONFUSÃO PARA PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA			
		PREVISTO	
		INSOLVENTE	SOLVENTE
REAL	INSOLVENTE	VERDADEIRO POSITIVO (VP)	FALSO NEGATIVO (FN)
	SOLVENTE	FALSO POSITIVO (FP)	VERDADEIRO NEGATIVO (VN)

Fonte: Elaborado pelo Autor (2021)

A partir dos indicadores da matriz de confusão, calcula-se quatro métricas de avaliação. Estas métricas têm como objetivo mensurar a qualidade e diferenças de cada modelos, podendo evidenciar algumas características próprias de cada e ajudar a comparação entre eles. (MACHADO, 2020) As quatro métricas são: Precisão, Recall, Acurácia e F-Score.

O uso destas métricas se torna importante quando imaginamos que os erros não têm os mesmos riscos e assim não deveria ter o mesmo peso, segundo Alves (2013), podemos encontrar dois erros em tal estudo, uma empresa insolvente classificada como solvente (tipo 1) e uma empresa solvente classificada como insolvente (tipo 2). É nítido qual o maior risco para o usuário dos modelos de previsão de insolvência. Altman (1979) também afirma que o erro do tipo 1 pode ser 35 vezes mais prejudicial que o do tipo 2. Ainda, ele denominou esta relação como custos dos erros de classificação, reforçando, assim, a importância do uso das métricas em conjunto.

- **Precisão:** É a proporção de classificações positivas que estão corretas, no caso de previsão de insolvência, são aquelas consideradas insolventes que realmente são insolventes. Tal classificação ignora as empresas classificadas como solventes, tendo como objetivo apenas mensurar a eficiência daquelas classificadas como positivas, ou seja, insolventes. Para mensurar a precisão é a equação a seguir:

$$Precisão = \frac{VP}{VP + FP}$$

- **Recall:** Através da quantidade de insolventes corretamente classificados sobre o total de insolventes, têm-se tal métrica, bastante utilizada para acompanhar erros que não se apresentam custo muito alto, porém ainda estão presentes.

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

- **Acurácia:** Indica a performance global do modelo, levando em consideração os dois acertos possíveis (verdadeiro positivo e verdadeiro negativo) sobre a amostra total da classificação.

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

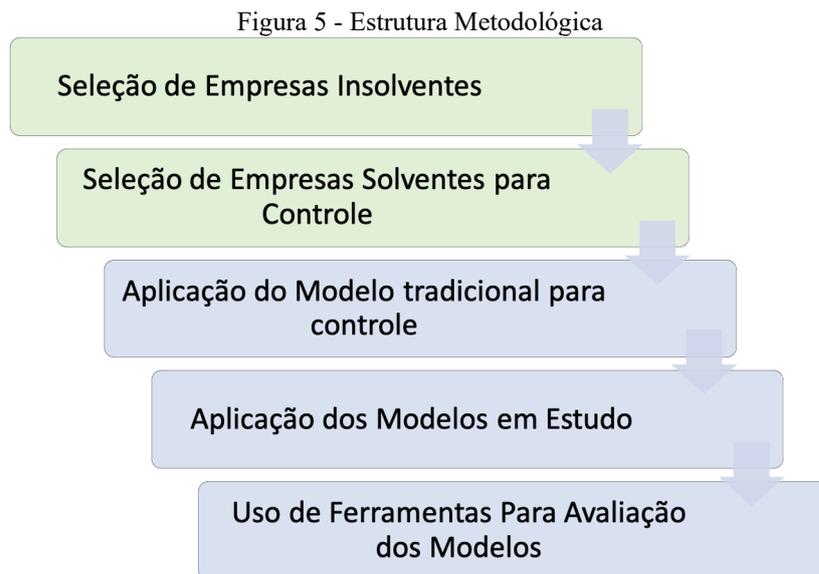
- **F-score:** Como visto, a precisão e Recall estão de certa forma ligados, porém geralmente uma alta precisão gera um baixo recall e um alto recall gera uma baixa precisão, para equilibrar tal fenômeno, a métrica F-score realiza uma média harmônica entre as outras duas métricas relacionadas, a fim de atribuir o mesmo grau de importância para ambas e achar um indicador comum. A equação para tal métrica pode ser visualizada abaixo:

$$F - Score = \frac{2 * (Precisão * Recall)}{Precisão + Recall}$$

3 METODOLOGIA

A metodologia utilizada no presente estudo pode ser classificada de acordo com seu objetivo e de acordo com a estrutura utilizada, ou delineamento, como prefere Gil (1991). Para classificação perante seu objetivo, a pesquisa se enquadra como descritiva, já que tem como objetivo principal a descrição de fenômenos e o estabelecimento de relações entre as variáveis, neste caso as relações entre os modelos de previsão de insolvência. Perante o delineamento, o estudo se baseia em uma pesquisa de *Ex-Post facto* visto que são abordadas insolvências ocorridas no passado para uma comprovação de seu acontecimento.

A Figura 5 apresenta a estrutura do presente estudo, que será dividido em 6 etapas. Para uma melhor visualização, fez-se uma subdivisão para explicitar as etapas de coleta de dados e aquelas que se fez a partir de desenvolvimento do autor.



Fonte: Elaborado pelo Autor

Para elaboração desse estudo, foi realizada a definição do tema a ser abordado, a problemática e os objetivos propostos. Em seguida, uma ampla leitura a partir de algumas bases de dados como: *Science direct*, *SciELO*, Repositório das Universidades e Google Acadêmico, sem restrição de data de publicação, nas línguas inglesas e portuguesa. Na pesquisa, foram consultados artigos originais de pesquisa e de revisão, teses, livros e revistas sobre o tema, utilizando as seguintes palavras-chave: insolvência, falência, previsão de insolvência, risco de crédito. As referências utilizadas foram avaliadas segundo a sua relevância e atualidade, preferindo as que

apresentaram tópicos diretamente relacionados com o assunto. Para melhor compreensão do assunto, dados também foram descritos na forma de tabelas, gráficos e figuras.

3.1 Seleção de empresas insolventes

Esta etapa inicial tem como objetivo a formação da base amostral de empresas insolventes. Empresas insolventes, por critério deste trabalho se dá aquelas que tiveram a recuperação judicial homologado pela justiça. É justamente na data de homologação da recuperação judicial que se considerou o momento de insolvência da empresa neste trabalho. As empresas insolventes deste estudo não foram limitadas a nenhum setor ou subsetor específico da economia.

Foram selecionadas 13 empresas, pertencentes da B3 (Bolsa de São Paulo) nas quais as datas da homologação da Recuperação Judicial se limitam entre os anos de 2012 e o primeiro trimestre de 2020. Limite posterior este com o objetivo de excluir desta comparação qualquer efeito que a pandemia global do Corona vírus possa ter apresentado sobre a economia. O trabalho não se limitou a um setor da economia pelo fato de que do objetivo ser a comparação do desempenho dos métodos em uma amostra geral.

O quadro 10 apresenta as 13 empresas insolventes selecionadas e suas respectivas datas das homologações das Recuperações Judiciais ou falências, o setor, subsetor e segmento em que cada empresa atua, de acordo com a classificação do software Economática e da B3.

Quadro 10 - Lista de Empresas Insolventes

Empresa	Natureza	Setor	Subsetor	Segmento	Data de Homologação RJ
Eternit	Insolvente	Bens Industriais	Construção e Engenharia	Produtos para Construção	Abr./18
Fertilizantes Heringer	Insolvente	Materiais Básicos	Químicos	Fertilizantes e Defensivos	Fev./20
Oi	Insolvente	Comunicações	Telecomunicações	Telecomunicações	Dez./17
Viver	Insolvente	Consumo Cíclico	Construção Civil	Incorporações	Dez./17
Inepar	Insolvente	Bens Industriais	Máquinas e Equipamentos	Máquinas e Equipamentos Industriais	Mai./16
Lupatech	Insolvente	Petróleo Gás e Biocombustíveis	Petróleo Gás e Biocombustíveis	Equipamentos e Serviços	Dez./15

Refinaria Manguinhos	Insolvente	Petróleo Gás e Biocombustíveis	Petróleo Gás e Biocombustíveis	Exploração, Refino e Distribuição	Jan./13
Teka	Insolvente	Consumo Cíclico	Tecidos Vestuário e Calçados	Fios e Tecidos	Nov./12
Brasil Pharma	Insolvente	Saúde	Comércio e Distribuição	Medicamentos e Outros	Jan./18
Saraiva	Insolvente	Consumo Cíclico	Comércio	Produtos Diversos	Nov./18
Wetzel	Insolvente	Bens Industriais	Transporte	Material Rodoviário	Fev./16
Hotéis Othon	Insolvente	Consumo Cíclico	Hotéis e Restaurantes	Hotelaria	Fev./19
Buettner	Insolvente	Consumo Cíclico	Tecidos Vestuário e Calçados	Fios e Tecidos	Jan./12

Fonte: Elaborado Pelo Autor (2021) com dados da B3.

3.2 Seleção de empresas solventes

Depois de selecionar as empresas insolventes, o objetivo é encontrar seus pares solventes em que possam ser considerados próximos daqueles insolventes na data da homologação da recuperação judicial ou falência da empresa. A pesquisa das empresas também foi feita pelo uso do software Economática e com ajuda do Site da B3, na aba de “Empresas Listadas” > “Setor de Atuação”.

A base amostral, como diversos trabalhos onde se tem resultados binários, é dividida em empresas insolventes e empresas solventes, principalmente para que se possa entender qual modelo tem a melhor classificação tanto em empresas pertencentes a uma realidade como na outra, sendo reconhecida a amostra de empresas solventes como amostra de controle.

A tentativa de aproximação entre a empresa insolvente e seu par solvente se deu através do segmento de atuação, quando possível, e tamanho de patrimonial. Em alguns casos o segmento não pode ser o mesmo para o par, graças a falta de empresas listadas em determinado segmento. Entretanto, nestes casos utilizou-se o mesmo setor e subsetor das empresas insolventes. Ainda, bem como no caso de ser possível o uso de empresas do mesmo segmento, a diferença de ativo entre os as empresas correspondentes podem em alguns casos ser elevada devido a falta de amostras de empresas de capital aberto no mesmo segmento das selecionadas insolventes.

As empresas que não são dos mesmos segmentos das empresas insolventes, são: Unipar (Químicos Diversos), Ultrapar (Exploração, Refino e Distribuição), Allied

(Eletrodomésticos) e Meal Company (Restaurantes e Similares). Os setores e subsetores são todos correspondentes entre os pares da amostra.

As empresas solventes selecionadas nesta etapa estavam em situação de solvência na data da homologação da Recuperação Judicial ou Falência da empresa insolvente correspondente, não excluindo a possibilidade desta empresa vir a enfrentar uma recuperação judicial períodos posteriores ou até mesmo anteriores.

Na Tabela 2 podem ser visualizadas os pares correspondentes e seus respectivos valores de Ativos Totais na data de homologação do pedido de recuperação judicial da empresa insolvente do par. Os valores estão todos representados em milhares de reais.

Tabela 2 - Pares para modelagem e seus ativos

Pares para modelagem e seus ativos				
Empresa Insolvente	Data de Homologação RJ	Ativo Total (Milhares de R\$)	Empresa Solvente	Ativo Total (Milhares de R\$)
Eternit	Abr./18	466.453	Portobello	1.744.430
Fertilizantes Heringer	Fev./20	1.551.899	Unipar*	2.565.468
Oi	Dez./17	39.542.486	Tim	18.346.594
Viver	Dez./17	585.128	Trisul	702.348
Inepar	Mai./16	1.785.769	Metal Frio	505.339
Lupatech	Dez./15	557.258	Ultrapar*	9.193.442
Refinaria Manguinhos	Jan./13	261.832	Enauta	2.296.708
Teka	Nov./12	711.929	Santanense	324.874
Brasil Pharma	Jan./18	162.868	Pro Farma	2.197.815
Saraiva	Nov./18	164.650	Allied*	2.807.200

Wetzel	Fev./16	187.289	Tupy AS	4.493.739
Hoteis Othon	Fev./19	511.170	Meal Company*	1.285.979
Buettner	Jan./12	208.389	Karsten	378.403

Nota *: Representam empresas que não fazem parte do mesmo seguimento
 Fonte: Desenvolvido pelo autor (2021) com dados do Economática.

3.3 Aplicação do modelo tradicional para controle

A partir da amostra de empresas selecionadas, a terceira etapa foi a aplicação do modelo tradicional para comparação com os modelos modernos. Nesta etapa foram utilizados dados do 4º trimestre anterior a data de homologação da recuperação judicial da empresa. Para este passo então, foi escolhido o modelo de Matias (1978) visto que segundo Machado (2020), este modelo obteve grande destaque quando usado com 4 trimestres anteriores a homologação da recuperação judicial, mostrando desempenho muito melhor que Elizabetsky (1976), Kanitz (1978) e outros.

Os dados das empresas em análise foram coletados com o software Economática, e os indicadores utilizados em tal modelo foram os mesmos que estão explicitados na Seção 2.2 deste trabalho, assim como a equação usada, apresentada no mesmo item. O modelo tem como ponto de corte o valor 0,5, sendo consideradas insolventes aquelas acima deste valor e solventes as empresas que resultam em um valor abaixo.

Apesar de que para aquisição dos indicadores da empresa Saraiva ter sido utilizado o demonstrativo financeiro do 3 trimestre do ano de 2013, os indicadores da empresa Allied e seu par solvente foram retirados do último demonstrativo do ano de 2014. Alteração que o autor acredita não gerar muito impacto para as análises e conclusões deste trabalho.

A Tabela 3 apresenta os resultados da classificação do Modelo de Matias.

Tabela 3 - Resultados Modelo de Matias

Empresa	Natureza	Data da Homologação	Data do Demonstrativo	Modelo de Matias (1978)
Eternit	Insolvente	Abr./18	1T2017	10,6 Solvente

Fertilizantes Heringer	Insolvente	Fev./20	4T2018	-26,7	Insolvente
Oi	Insolvente	Dez./17	3T2016	-9,3	Insolvente
Viver	Insolvente	Dez./17	3T2016	-726,8	Insolvente
Inepar	Insolvente	Mai./16	1T2014	-85,6	Insolvente
Lupatech	Insolvente	Dez./15	3T2014	-31,7	Insolvente
Refinaria Manguinhos	Insolvente	Jan./13	4T2011	-16,5	Insolvente
Teka	Insolvente	Nov./12	3T2011	-65,2	Insolvente
Brasil Pharma	Insolvente	Jan./18	4T2016	-66,4	Insolvente
Saraiva	Insolvente	Nov./18	3T2017	19,5	Solvente
Wetzel	Insolvente	Fev./16	4T2014	-25,6	Insolvente
Hotéis Othon	Insolvente	Fev./19	4T2017	-10,6	Insolvente
Buettner	Insolvente	Jan./12	4T2010	-28,5	Insolvente
Portobello	Solvente		1T2017	-7,3	Insolvente
Unipar	Solvente		4T2018	1,2	Solvente
Tim	Solvente		3T2016	20,0	Solvente
Trisul	Solvente		3T2016	0,8	Solvente
Metal Frio	Solvente		1T2014	-1,7	Insolvente
Ultrapar	Solvente		3T2014	-15,1	Insolvente
Enauta	Solvente		4T2011	5,2	Solvente
Santanense	Solvente		3T2011	8,6	Solvente
Pro Farma	Solvente		4T2016	0,2	Solvente
Allied	Solvente		4T2017	1,3	Solvente
Tupy AS	Solvente		4T2014	-2,5	Insolvente
Meal Company	Solvente		4T2017	16,9	Solvente
Karsten	Solvente		4T2010	-8,3	Insolvente

Fonte: Elaborado pelo Autor com dados de Matias e Economática.

3.4 Aplicação dos modelos em estudo

Posterior ao modelo de controle, fez-se a aplicação dos modelos criados posteriores ao ano de 2007, os modelos são os mesmos introduzidos na seção 2.3. Os dados utilizados foram todos retirados do software Economática. E assim como na seção anterior também foram modelados com o demonstrativo financeiro do 4º trimestre anterior ao pedido de recuperação judicial.

O modelo de Guimarães e Alves por suas limitações de cálculo não pode ser utilizado para empresas com patrimônio líquido zero ou menor que zero, pois os autores acreditam que estas empresas já seriam insolventes e por isso não exista uma necessidade de previsão. (GUIMARÃES E ALVES, 2009, p. 464) Neste trabalho, empresas que apresentam esta limitação, receberão classificação insolvente por este método.

Na Tabela 4 as classificações são apresentadas de acordo com os autores dos seus respectivos modelos e na Tabela 5 são apresentados os resultados das modelagens dos respectivos modelos.

Tabela 4 - Intervalo de Valores dos Métodos Modernos

MODELO	INSOLVÊNCIA	VALOR DE REFERÊNCIA	SOLVÊNCIA
MODELO DE ASSAF E BRITO (2008)	> 0,5	0,5	< 0,5
MODELO DE GUIMARÃES E MOREIRA (2008)	< 0	0	> 0
MODELO DE SCARPEL (2008)	< 0	0	> 0
MODELO DE GUIMARÃES E ALVES (2009)	> 0,025	0,025	< 0,025
MODELO DE MENDES (2014)	< 0	0	> 0

Fonte: Elaborado pelo Autor com dados nos modelos listados acima.

Tabela 5 - Resultados dos Modelos Modernos

EMPRESA	NATUREZA	DATA DA HOMOLOGAÇÃO	DATA DO DEMONSTRATIVO	MODELO DE ASSAF E BRITO		MODELO DE GUIMARÃES E MOREIRA		MODELO DE SCARPEL		MODELO DE GUIMARÃES E ALVES		MODELO DE MENDES	
ETERNIT	Insolvente	Abr./18	1T2017	0,0005	Solvente	1,3	Solvente	-9,68	Insolvente	0,001	Solvente	0,60	Solvente
FERTILIZANTES HERINGER	Insolvente	Fev./20	4T2018	1,0000	Insolvente	-30,5	Insolvente	-79,75	Insolvente	0,255	Insolvente	-0,90	Insolvente
OI	Insolvente	Dez./17	3T2016	0,9913	Insolvente	-43,6	Insolvente	-24,66	Insolvente	0,027	Insolvente	-0,33	Insolvente
VIVER	Insolvente	Dez./17	3T2016	1,0000	Insolvente	-17,8	Insolvente	-81,87	Insolvente	0,138	Insolvente	-0,91	Insolvente
INEPAR	Insolvente	Mai./16	1T2014	1,0000	Insolvente	-3766,1	Insolvente	-21,09	Insolvente	0,226	Insolvente	-0,36	Insolvente
LUPATECH	Insolvente	Dez./15	3T2014	1,0000	Insolvente	-7,1	Insolvente	-174,87	Insolvente	0,294	Insolvente	-1,08	Insolvente
REFINARIA MANGUINHOS	Insolvente	Jan./13	4T2011	0,0126	Solvente	-24,0	Insolvente	-3,21	Insolvente	#NÚM!	Insolvente	-0,56	Insolvente
TEKA	Insolvente	Nov./12	3T2011	1,0000	Insolvente	-7,9	Insolvente	-81,81	Insolvente	#NÚM!	Insolvente	-1,12	Insolvente
BRASIL PHARMA	Insolvente	Jan./18	4T2016	1,0000	Insolvente	-10,4	Insolvente	-123,48	Insolvente	0,426	Insolvente	-0,82	Insolvente
SARAIVA	Insolvente	Nov./18	3T2017	0,0035	Solvente	-3,4	Insolvente	-29,47	Insolvente	0,000	Solvente	9,28	Solvente
WETZEL	Insolvente	Fev./16	4T2014	0,9997	Insolvente	-53,5	Insolvente	-34,37	Insolvente	#NÚM!	Insolvente	-0,66	Insolvente
HOTEIS OTHON	Insolvente	Fev./19	4T2017	0,9992	Insolvente	-58,9	Insolvente	-13,76	Insolvente	#NÚM!	Insolvente	-0,54	Insolvente
BUETTNER	Insolvente	Jan./12	4T2010	0,9970	Insolvente	-20,6	Insolvente	-36,43	Insolvente	0,045	Insolvente	-0,46	Insolvente
PORTOBELLO	Solvente	x	1T2017	0,9218	Insolvente	-29,3	Insolvente	6,55	Solvente	0,013	Solvente	-0,23	Insolvente
UNIPAR	Solvente	x	4T2018	0,0956	Solvente	1,0	Solvente	38,98	Solvente	0,001	Solvente	0,25	Solvente
TIM	Solvente	x	3T2016	0,0019	Solvente	11,2	Solvente	11,17	Solvente	0,000	Solvente	73,66	Solvente
TRISUL	Solvente	x	3T2016	0,9679	Insolvente	0,5	Solvente	1,83	Solvente	0,003	Solvente	0,53	Solvente

METAL FRIO	Solvente	x	1T2014	0,9687	Insolvente	-3,0	Insolvente	-10,99	Insolvente	0,011	Solvente	-0,09	Insolvente
ULTRAPAR	Solvente	x	3T2014	0,0691	Solvente	4,4	Solvente	28,55	Solvente	0,000	Solvente	3,29	Solvente
ENAUTA	Solvente	x	4T2011	0,0067	Solvente	747,8	Solvente	41,95	Solvente	0,000	Solvente	3900,77	Solvente
SANTANENSE	Solvente	x	3T2011	0,0080	Solvente	1,7	Solvente	20,96	Solvente	0,002	Solvente	0,59	Solvente
PRO FARMA	Solvente	x	4T2016	0,0014	Solvente	-2,9	Insolvente	-0,86	Insolvente	0,018	Solvente	-0,14	Insolvente
ALLIED	Solvente	x	4T2017	0,0211	Solvente	-2,5	Insolvente	4,40	Solvente	0,014	Solvente	-0,07	Insolvente
TUPY AS	Solvente	x	4T2014	0,2922	Solvente	-0,6	Insolvente	7,19	Solvente	0,002	Solvente	0,03	Solvente
MEAL COMPANY	Solvente	x	4T2017	0,0068	Solvente	1,8	Solvente	2,47	Solvente	0,000	Solvente	2,62	Solvente
KARSTEN	Solvente	x	4T2010	0,9989	Insolvente	-10,2	Insolvente	10,62	Solvente	0,011	Solvente	-0,18	Insolvente

3.5 Uso de ferramenta para avaliação dos modelos

Após obter o resultado dos modelos, utiliza-se a matriz de confusão apresentada na seção 2.4 para averiguar as classificações dos modelos de forma geral, com todas as classificações das amostras. O resultado perfeito seria a classificação de todas as insolventes como insolventes e as solventes como solventes, atingindo assim um valor de 100% dos verdadeiros positivos e 100% dos verdadeiros negativos.

Fez se exclusivamente o uso do software Excel nesta etapa, agrupando as empresas insolventes na linha de insolventes e as solventes na linha abaixo. As colunas representam as previsões de cada modelo, sendo que a primeira coluna representa as que foram previstas como insolventes pelos modelos e a segunda coluna aquelas que foram previstas como insolventes. Este arranjo nos fornece as verdadeiras positivas, verdadeiras negativas, falsas positivas e falsas negativas, como demonstrado na Figura 4.

O uso das métricas de avaliação também contempladas neste trabalho, será de grande uso para a análises de resultados, buscando examinar de forma mais completa e embasada de cada um dos modelos e, com isso, realizar uma comparação justa entre eles com foco em indicadores de acertos.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Nesta seção serão apresentados os resultados obtidos após a aplicação da metodologia desenvolvida neste trabalho. Serão apresentados dados, tabelas, gráficos a fim de embasar a conclusão do autor. Serão feitas as comparações das matrizes de confusão e as métricas de avaliação para cada modelo de previsão de insolvência.

No primeiro momento, é comparado o desempenho dos modelos com a totalidade da amostra selecionada. Posteriormente, a fim de encontrar similaridades e até mesmo sinais de melhor desempenho de cada modelo, a amostra foi dividida entre os setores secundário e terciário da economia a fim de analisar as diferenças de performance e uma certa “preferência” de cada modelo para um setor.

4.1 Comparação de resultados dos modelos de previsão de insolvência

A matriz de confusão gerada a partir das classificações dos modelos pode ser visualizada nas Figura 6 para os modelos de Matias (1978), Assaf e Brito (2008), Guimarães e Moreira (2008), Scarpel (2008), Guimarães e Alves (2009) e Mendes, Frega e da Silva (2014) respectivamente. A amostra utilizada para esta primeira análise foi a amostra global, totalizando 13 empresas solventes e 13 empresas insolventes.

Figura 6 - Matriz de Confusão dos Modelos

MATRIZ DE CONFUSÃO PARA PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA			
REAL	Previsto		
	Matias	INSOLVENTE	SOLVENTE
	INSOLVENTE	11	2
SOLVENTE	5	8	

MATRIZ DE CONFUSÃO PARA PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA			
REAL	Previsto		
	Scarpel	INSOLVENTE	SOLVENTE
	INSOLVENTE	13	0
SOLVENTE	2	11	

MATRIZ DE CONFUSÃO PARA PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA			
REAL	Previsto		
	Assaf e Brito	INSOLVENTE	SOLVENTE
	INSOLVENTE	10	3
SOLVENTE	4	9	

MATRIZ DE CONFUSÃO PARA PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA			
REAL	Previsto		
	Guimarães e Alves	INSOLVENTE	SOLVENTE
	INSOLVENTE	11	2
SOLVENTE	0	13	

MATRIZ DE CONFUSÃO PARA PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA			
REAL	Previsto		
	Guimarães e Moreira	INSOLVENTE	SOLVENTE
	INSOLVENTE	12	1
SOLVENTE	6	7	

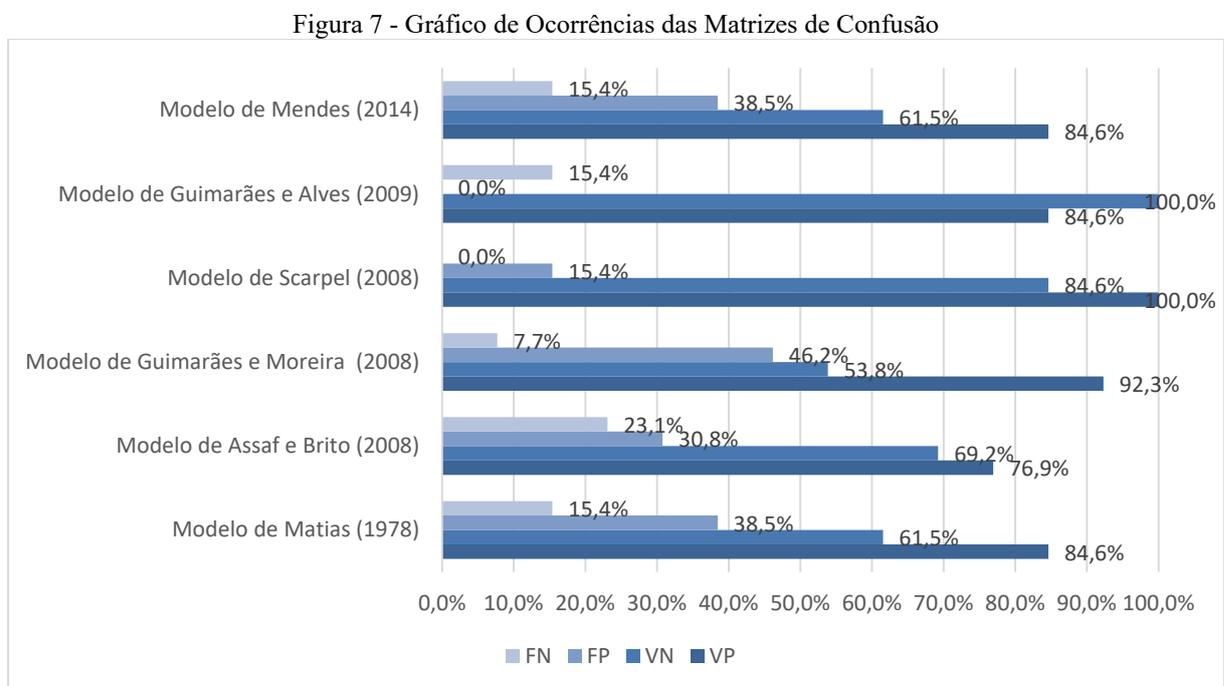
MATRIZ DE CONFUSÃO PARA PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA			
REAL	Previsto		
	Mendes	INSOLVENTE	SOLVENTE
	INSOLVENTE	11	2
SOLVENTE	5	8	

Fonte: Elaborado pelo Autor. (2021)

A partir da Figura 6, nota-se alguns valores zerados, como falso positivo (FP) no modelo de Guimarães e Alves e, agora no modelo de Scarpel, o resultado de ocorrências de falso negativo (FN). Isto é, os modelos classificaram todas as empresas solventes como solventes e todas as insolventes como insolventes respectivamente, gerando as taxas de 100 % de acerto para os indicadores de Verdadeiro Negativo e Verdadeiro Positivo. Estes mesmos modelos foram o que tiveram uma maior taxa global de acerto, atingindo 92,3% da amostra.

A partir da contagem das ocorrências de cada um dos quadrantes da matriz de confusão foi possível fazer a proporção dos resultados que se mostraram verdadeiros positivos (VP), falso negativos (FN), Falso positivo (FP) e por fim, os verdadeiros negativos (VN).

O Gráfico apresentado na Figura 7, mostra a proporção de cada uma das classificações para cada modelo. Vale ressaltar que a somatória totaliza mais do que 100% pelo fato de a matriz de confusão levar em consideração dois grupos. Aquele que contabiliza as empresas insolventes e aquele que contabiliza empresas solventes, totalizando assim 200%. Este processo é usado para comparar matrizes de confusão com diferentes números de ocorrências para as diferentes naturezas, no caso deste trabalho, empresas solventes e insolventes.



Fonte: Autoria Própria com o uso da ferramenta Excel

No gráfico apresentado na Figura 7, podemos perceber que os modelos tiveram uma taxa de acerto parecida em todas as categorias, com variações é claro, porém obedecendo as mesmas ordens de grandeza. Fato que demonstra que para uma comparação mais assertiva é necessário o uso de algumas métricas de avaliação, a fim de conseguir indicar qual dos modelos tem o melhor desempenho.

Assim, foram calculados os índices de Precisão, Recall, Acurácia e F-Score de cada modelo. As equações de tais métricas podem ser encontradas na seção 2.4.

A Tabela 6 mostra quais foram os resultados obtidos para cada indicador, lembrando que neste primeiro momento, está sendo calculado para a amostra total de empresas, sendo estas 13 empresas insolventes e 13 empresas solventes.

Tabela 6 - Desempenho dos Modelos

MODELO	PRECISÃO	RECALL	ACURÁCIA	F- SCORE
MODELO DE MATIAS (1978)	68,75%	84,62%	73,08%	75,86%
MODELO DE ASSAF E BRITO (2008)	71,43%	76,92%	73,08%	74,07%
MODELO DE GUIMARÃES E MOREIRA (2008)	66,67%	92,31%	73,08%	77,42%
MODELO DE SCARPEL (2008)	86,67%	100,00%	92,31%	92,86%
MODELO DE GUIMARÃES E ALVES (2009)	100,00%	84,62%	92,31%	91,67%
MODELO DE MENDES (2014)	68,75%	84,62%	73,08%	75,86%

Fonte: Elaborada pelo Autor

De fato, era de se esperar um bom desempenho dos modelos, visto que estes já foram selecionados entre os bons modelos que estão presente na literatura atual, entretanto podemos visualizar na tabela um tanto surpreendente no quesito de performance de todos os modelos. Porém embora todas os modelos tenham “performado” de forma interessante, podemos visualizar claramente que os modelos de Scarpel e Guimarães e Alves se sobressaíram perante as outras.

O primeiro teve uma taxa de acerto perfeita (100%) entre as insolventes e o segundo entre as solventes, como já comentado. Assim, estes acertos fizeram-nas se sobressair também

nos indicadores de Acurácia, a qual mede o acerto total sobre o total de tentativas e no F-score que de fato fortalecem os modelos com maiores precisão e acurácia.

Como comentado anteriormente, apesar de atingir a mesma taxa global (acurácia) de 92,30%, os modelos não tiveram o mesmo resultado no índice de F-Score, esse fenômeno que explicado na seção 2.4, citando que a comparação pela matriz de confusão também leva em consideração o tipo de erro em que o modelo teve. Neste caso, o modelo de Guimarães e Alves classificou empresas insolventes como solventes, e como citado por Altman (1979), este erro deveria ter peso maior pela gravidade das consequências que pode gerar. Portanto, embora tenha o mesmo número de erros, é compreensível e correto que o modelo de Scarpel tenha maior desempenho nas métricas pela natureza de seus erros.

É notável que inclusive os outros quatro modelos, também atingiram a mesma acurácia, porém tiveram resultados de certa forma diversos perante as outras métricas. Considerando o F-Score como nossa métrica principal, podemos ver que o modelo com pior desempenho geral foi o de Assaf e Brito (2008), com uma margem muito pequena sobre os outros dois modelos (Matias e Mendes) que estão empatados.

O modelo de Guimarães e Moreira mostrou-se muito bem na métrica “recall” pela baixa classificação de Falso Negativo (7,7% - Figura 7), porém teve o pior desempenho da amostra na métrica de precisão, onde a classificação das empresas insolventes tiveram um grande número de erros. Com isso o indicador F-Score se mostrou bem abaixo dos dois modelos em destaques, mas ainda se colocou como o terceiro melhor.

4.2 Análise dos modelos de previsão de insolvência com por setores da economia

Na revisão bibliográfica deste trabalho, ressalta-se que um modelo específico foi criado para prever insolvências de empresas de plano de Saúde, mesmo assim, o modelo de Guimarães e Alves (2009) destacou-se entre os modelos citados, atingindo uma taxa de acerto global de 92,3%. Portanto, para uma melhor comparação da eficiência de cada modelo para determinado setor, aqui serão feitas a mesmas análises da seção anterior, entretanto agora com a diferenciação dos setores da economia entre a amostragem da empresa.

Separou-se as empresas entre aquelas que pertencem ao setor secundário da economia, sendo as indústrias e de construção civil e aquelas dos setores terciários, aqui representadas

pelas empresas de serviço e de comércio. Assim, a separação resultou em 18 empresas do setor secundário e 8 empresas do setor terciário. A Tabela 7 ilustra o resultado da separação.

Tabela 7 - Divisão da Amostra em Setores

Secundário		Terciário
Eternit	Portobello	Oi
Fertilizantes Heringer	Unipar	Brasil Pharma
Viver	Trisul	Hotéis Othon
Inepar	Metal Frio	Tim
Lupatech	Ultrapar	Pro Farma
Refinaria Manguinhos	Enauta	Allied
Teka	Santanense	Meal Company
Karsten	Tupy AS	Saraiva
Wetzel		
Buettner		

Fonte: Elaborado Pelo Autor

4.2.1 Setor Secundário

O setor secundário é uma boa parcela da amostra total de empresas selecionadas inicialmente, logo, não era esperado uma grande modificação dos resultados anteriormente apresentados. Na Figura 9 podemos visualizar as matrizes de confusão diferenciadas de acordo com cada modelo.

Figura 8 - Matrizes de Confusão para o Setor Secundário

MATRIZ DE CONFUSÃO PARA PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA - Setor Secundário			
REAL	Previsto		
	Matias	INSOLVENTE	SOLVENTE
	INSOLVENTE	8	1
SOLVENTE	5	4	

MATRIZ DE CONFUSÃO PARA PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA - Setor Secundário			
REAL	Previsto		
	Scarpel	INSOLVENTE	SOLVENTE
	INSOLVENTE	9	0
SOLVENTE	1	8	

MATRIZ DE CONFUSÃO PARA PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA - Setor Secundário			
REAL	Previsto		
	Assaf e Brito	INSOLVENTE	SOLVENTE
	INSOLVENTE	7	2
SOLVENTE	4	5	

MATRIZ DE CONFUSÃO PARA PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA - Setor Secundário			
REAL	Previsto		
	Guimarães e Alves	INSOLVENTE	SOLVENTE
	INSOLVENTE	8	1
SOLVENTE	0	9	

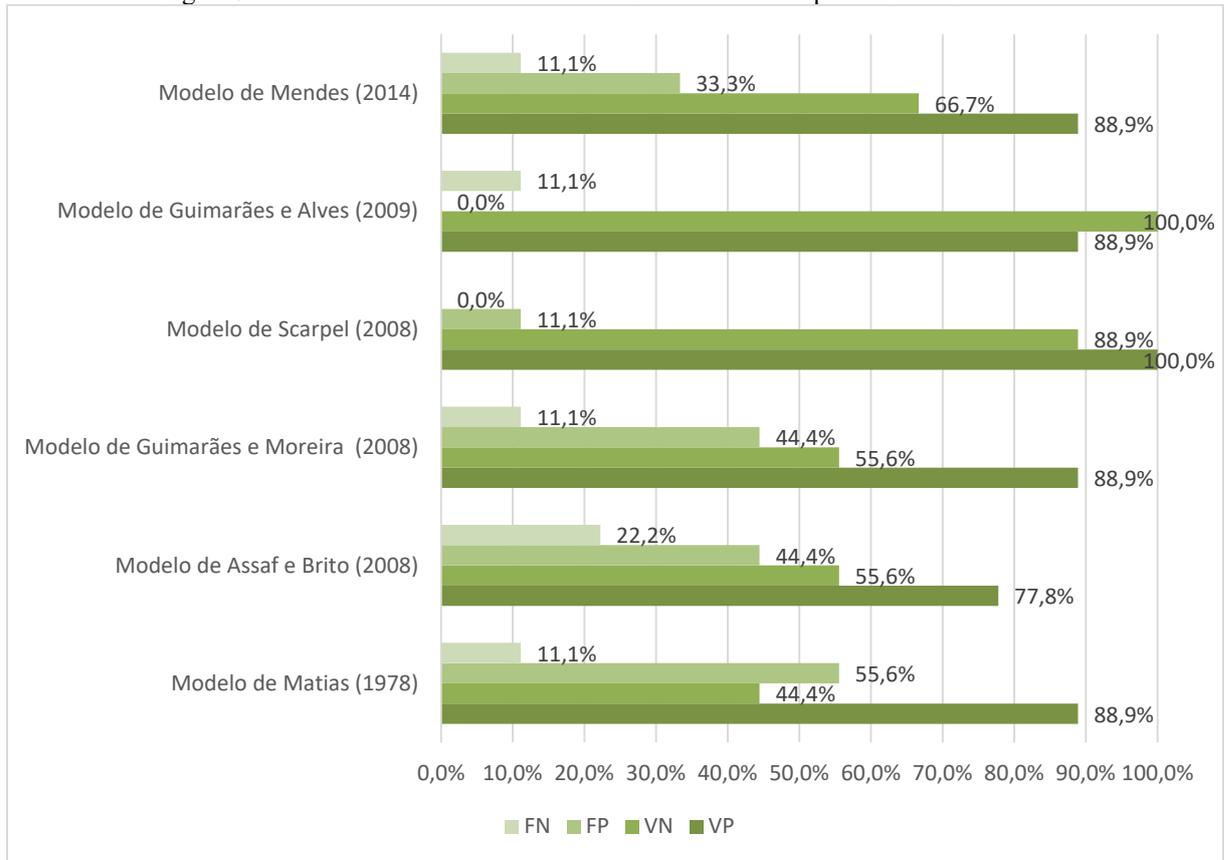
MATRIZ DE CONFUSÃO PARA PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA - Setor Secundário			
REAL	Previsto		
	Guimarães e Moreira	INSOLVENTE	SOLVENTE
	INSOLVENTE	8	1
SOLVENTE	4	5	

MATRIZ DE CONFUSÃO PARA PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA - Setor Secundário			
REAL	Previsto		
	Mendes	INSOLVENTE	SOLVENTE
	INSOLVENTE	8	1
SOLVENTE	3	6	

Fonte: Elaborado pelo Autor com uso da ferramenta Excel.

Notamos que, com a diminuição da amostra, apenas os valores que já eram zerados com a amostra total continuaram com a amostra reduzida, não adicionando nenhum modelo no grupo dos que tiveram todas as classificações corretas em alguma das duas naturezas.

Figura 9 - Gráfico de Ocorrências das Matrizes de Confusão para o Setor Secundário



Fonte: Elaborado pelo Autor com uso da ferramenta Excel.

No gráfico da Figura 10, gerando seus índices percentuais como realizado anteriormente e comparando os resultados com o gráfico da Figura 7, podemos notar que, embora os valores tenham ficado muito próximos da amostra completa, alguns modelos apresentaram variações para melhor e outros para pior. Assim, podemos perceber que no caso do modelo de Assaf e Brito (2008) e Matias (1978), houve uma piora significativa no índice de Verdadeiro Negativos. Entretanto a maioria dos outros modelos teve um desempenho um pouco melhor para esta amostra, os modelos de Scarpel (2008), Guimarães e Alves (2009) e Mendes (2014) chamaram bastante atenção pela melhora de desempenho.

A partir das ocorrências da matriz de confusão, calculou-se novamente as métricas de avaliação para tal amostra. O resultado alinhado com o gráfico anterior mostra que os modelos realmente tiveram desempenho próximos aos da amostra global, com uma variação um pouco mais claras nos modelos citados anteriormente. Contudo, podemos perceber que o modelo que mais perdeu performance com essa amostragem de fato foi o modelo de Assaf e Brito (2008), com um indicador de F-score de 70% ante 74,07% da amostra total. Os modelos de Scarpel

(2008) e de Guimarães e Alves (2009) também tiveram uma pequena melhora de performance, porém o destaque se dá ao modelo de Mendes que obteve uma melhora de 4% sobre a amostra total. Como mostra a Tabela 8.

Tabela 8 - Desempenho dos Modelos com Empresas do Setor Secundário

MODELO	PRECISÃO	RECALL	ACURÁCIA	F- SCORE
MODELO DE MATIAS (1978)	61,54%	88,89%	66,67%	72,73%
MODELO DE ASSAF E BRITO (2008)	63,64%	77,78%	66,67%	70,00%
MODELO DE GUIMARÃES E MOREIRA (2008)	66,67%	88,89%	72,22%	76,19%
MODELO DE SCARPEL (2008)	90,00%	100,00%	94,44%	94,74%
MODELO DE GUIMARÃES E ALVES (2009)	100,00%	88,89%	94,44%	94,12%
MODELO DE MENDES (2014)	72,73%	88,89%	77,78%	80,00%

Fonte: Elaborado pelo Autor.

4.2.2 Setor Terciário

As empresas excluídas da análise anterior, apesar de não formarem uma amostra significativa foram colocadas a prova para a comparação entre os modelos e a identificação de suas características. Depois de construídas as matrizes de confusão que podem ser visualizadas na Figura 11, criou-se na Figura 12 gráfico de ocorrências das matrizes de confusão para o setor terciário mesmo gráfico da Figura 10, porém agora com as empresas do setor terciário.

Figura 10 - Matrizes de Confusão para o Setor Secundário

MATRIZ DE CONFUSÃO PARA PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA - Setor Terciário			
REAL	Previsto		
	Matias	INSOLVENTE	SOLVENTE
	INSOLVENTE	3	1
SOLVENTE	0	4	

MATRIZ DE CONFUSÃO PARA PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA - Setor Terciário			
REAL	Previsto		
	Scarpel	INSOLVENTE	SOLVENTE
	INSOLVENTE	4	0
SOLVENTE	1	3	

MATRIZ DE CONFUSÃO PARA PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA - Setor Terciário			
REAL	Previsto		
	Assaf e Brito	INSOLVENTE	SOLVENTE
	INSOLVENTE	3	1
SOLVENTE	0	4	

MATRIZ DE CONFUSÃO PARA PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA - Setor Terciário			
REAL	Previsto		
	Guimarães e Alves	INSOLVENTE	SOLVENTE
	INSOLVENTE	3	1
SOLVENTE	0	4	

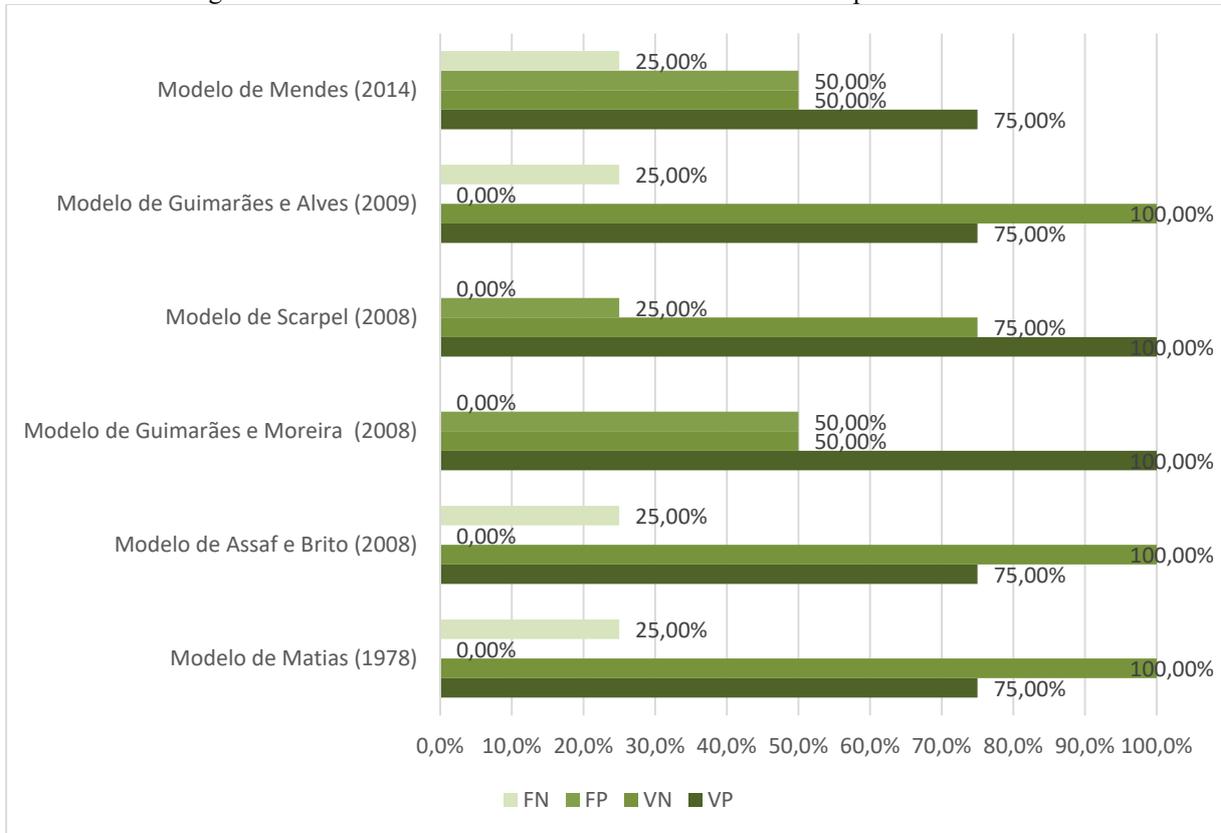
MATRIZ DE CONFUSÃO PARA PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA - Setor Terciário			
REAL	Previsto		
	Guimarães e Moreira	INSOLVENTE	SOLVENTE
	INSOLVENTE	4	0
SOLVENTE	2	2	

MATRIZ DE CONFUSÃO PARA PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA - Setor Terciário			
REAL	Previsto		
	Mendes	INSOLVENTE	SOLVENTE
	INSOLVENTE	3	1
SOLVENTE	2	2	

Fonte: Elaborado pelo Autor com uso da ferramenta Excel.

Naturalmente, como a amostra é bem menor do que as anteriores, agora podemos visualizar muitos modelos que classificaram de forma correta todas as empresas insolventes e solventes. Além do modelo de Scarpel (1978), com essa amostra Guimarães e Moreira (2008) também classificou a totalidade de empresas insolventes corretamente. Já os modelos que conseguiram classificar todas as empresas solventes corretamente foram Matias (1978), Assaf e Brito (2008) e Guimarães e Alves (2009) que já tinha atingido esta performance com a amostra total.

Figura 11 - Gráfico de Ocorrências das Matrizes de Confusão para o setor Terciário



Fonte: Elaborado pelo Autor com uso da ferramenta Excel.

Logicamente, os modelos que tiveram uma piora no desempenho com o setor secundário, agora “recuperaram” esta perda. Isso se deve pelo da primeira amostra ser a soma das outras duas. Então, notamos que Mendes (2014) realmente teve uma performance melhor no setor secundário. Já Assaf e Brito (2008) e Matias (1978) que apresentaram uma grande queda na subseção anterior, obtiveram um desempenho ótimo para esta amostra.

Tabela 9 - Desempenho dos Modelos com Empresas do Setor Terciário

MODELO	PRECISÃO	RECALL	ACURÁCIA	F- SCORE
MODELO DE MATIAS (1978)	100,00%	75,00%	87,50%	85,71%
MODELO DE ASSAF E BRITO (2008)	100,00%	75,00%	87,50%	85,71%

MODELO DE GUIMARÃES E MOREIRA (2008)	66,67%	100,00%	75,00%	80,00%
MODELO DE SCARPEL (2008)	80,00%	100,00%	87,50%	88,89%
MODELO DE GUIMARÃES E ALVES (2009)	100,00%	75,00%	87,50%	85,71%
MODELO DE MENDES (2014)	60,00%	75,00%	62,50%	66,67%

Fonte: Elaborado pelo Autor

Na Tabela 9, podemos perceber que de fato o tamanho da amostra limita muito qualquer conclusão sobre o desempenho dos modelos neste grupo de empresas, principalmente por ter tido 3 modelos com desempenhos totalmente iguais nas métricas de avaliação. Entretanto é notável que estes três modelos parecem indicar um ótimo funcionamento neste setor, e que principalmente o modelo de Scarpel (2008), que teve o melhor desempenho com a amostra global, ainda tem a mesma performance com empresas exclusivamente do setor terciário.

4.3 Análise final do trabalho

Com o objetivo de comparar somente os modelos modernos e o modelo de Matias que aqui representa os modelos tradicionais, foram então calculadas as médias das métricas de avaliação para os modelos modernos e colocado em cheque com o valor das métricas do modelo de Matias, que é reconhecidamente um modelo com alta taxa de acerto, especialmente para 4 semestres antes do pedido de Recuperação Judicial. Este processo foi feito para a amostra geral, amostra das empresas do setor Secundário e para amostra do setor Terciário.

Os gráficos, apresentados nas Figuras 13, 14 e 15 indicam que na média, os modelos modernos apresentados, seguramente superam o modelo de Matias para a amostra total e a amostra com empresas do setor secundário, entretanto quando é abordada as empresas do setor terciário o modelo tradicional de Matias (1975) de fato tem uma performance melhor para

empresas do setor terciário, mesmo que a amostra desta comparação em específico tenha sido de certa forma reduzida em termos estatísticos. Todavia, é importante ressaltar que esta amostragem foi realizada em meados de 2012 a 2020, podendo sofrer alterações com o tempo e, ainda, com um diferente cenário econômico.

Figura 12- Desempenho Médio dos Modelos Modernos x Matias para Amostra Completa

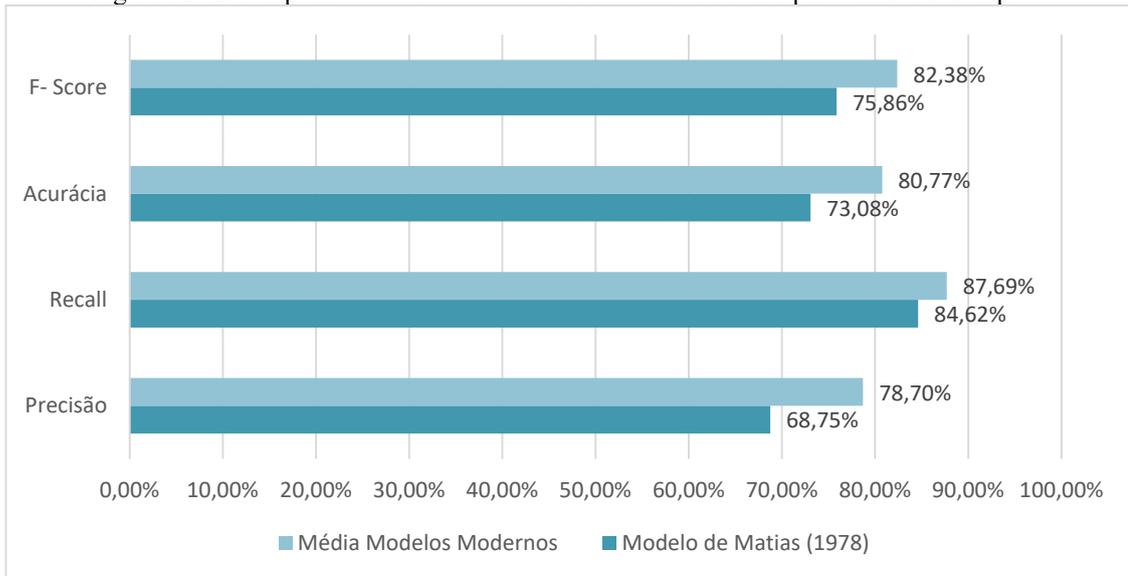


Figura 13 - Desempenho Médio dos Modelos Modernos x Matias para Setor Secundário

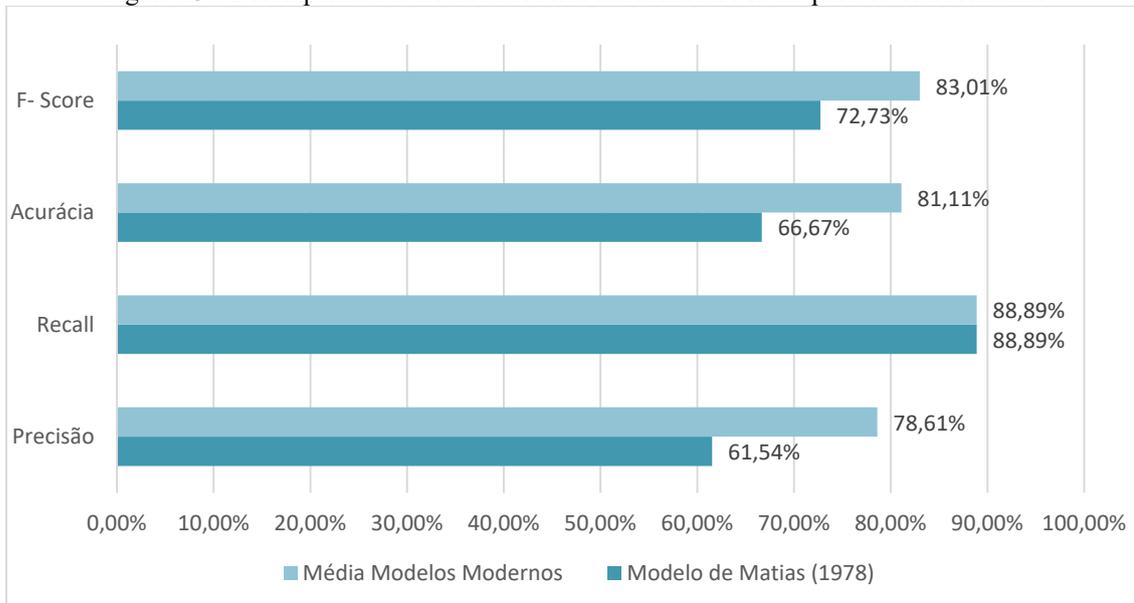
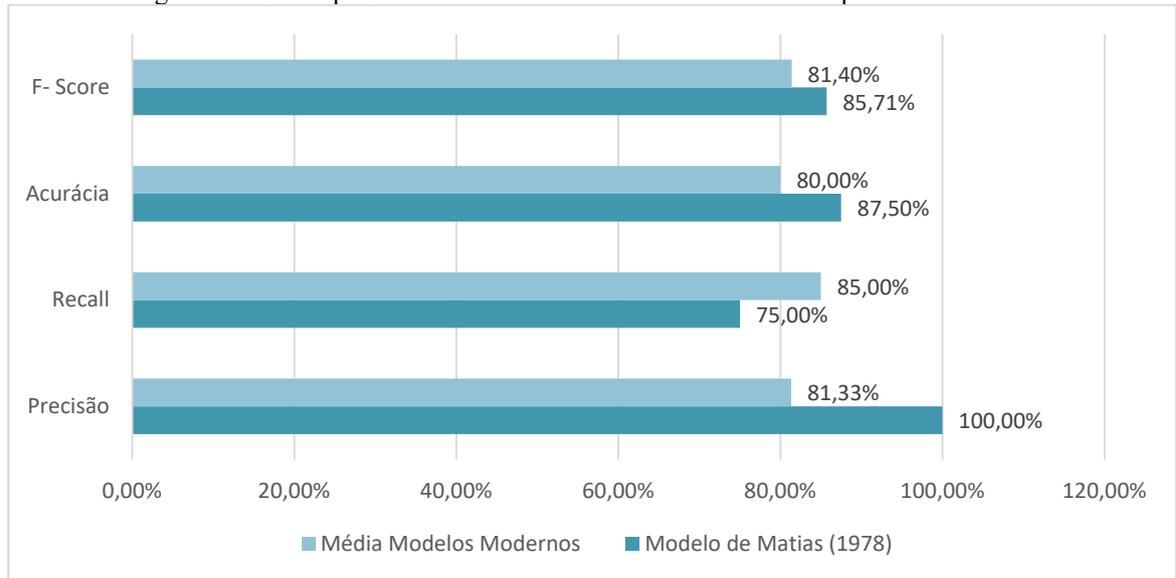


Figura 14 - Desempenho Médio dos Modelos Modernos x Matias para Setor Terciário



Fonte: Elaborado Pelo Autor.

5 CONCLUSÃO

Este trabalho objetivou analisar a performance de modelos de previsão modernos através da aplicação dos modelos de Assaf e Brito (2008), Guimarães e Moreira (2008), Scarpel (2008) Guimarães e Alves (2009) e o modelo de Mendes Frega e da Silva (2014) comparando-os com o modelo de Matias (1978), que se apresenta como um dos modelos antigos com maior importância na literatura. Para isso, foi gerada uma amostra de empresas insolventes selecionadas da B3, com datas de homologação do pedido de recuperação judicial entre o ano de 2012 e o primeiro semestre de 2020. A amostra de empresas usadas para controle, classificadas como solventes, foram escolhidas a partir de empresas que não continham pedidos de recuperação judicial ou falência nas datas selecionadas de suas equivalentes e, ainda pertenciam ao mesmo segmento e com um ativo total próximo de seus pares. Com o apoio da ferramenta Económica, foram então retirados os indicadores financeiros das empresas em análise no período de um ano anterior a homologação dos pedidos de recuperação judicial e gerados os scores de cada modelo para cada empresa e seu respectivo par solvente.

A comparação dos modelos foi cumprida através de matrizes de confusão e métricas relacionadas a estas, são elas: Precisão, Recall, Acurácia e F-Score. Quanto ao objetivo específico, cuja intenção era comparar os modelos modernos ao tradicional, verificou-se que a média dos modelos modernos abordados neste trabalho venceu o modelo de Matias (1978) em todas as métricas calculadas, indicando que os modelos mais modernos têm uma melhor performance atualmente.

Posteriormente, aprofundou-se o comparativo dos modelos com uma diferenciação das empresas da amostra entre os setores secundários e terciários, e novamente evidenciou-se que apesar de ter algumas variações mínimas e que para o setor terciário o modelo de Matias ter se mostrado mais eficiente, este ainda parece ser mais vulnerável para amostras grandes.

5.1 Sugestão de trabalhos futuros

Por fim: Sugerem-se os seguintes temas para trabalhos futuros:

- Performance dos modelos de previsão de insolvência em meio a pandemia do Corona vírus.

- Performance dos modelos de previsão de insolvência brasileiros com empresas estrangeiras
- Performance dos modelos de previsão de insolvência recentes com uma data de modelagem mais próxima da homologação de recuperação judicial - 3, 6, 9 meses.

REFERÊNCIAS

ALTMAN, E. L. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporation Bankruptcy. **Journal of Finance**, v. 23, p. 589-609, Setembro 1968.

ALTMAN, E. L.; DIAS, L. M. R.; BAIDYA, T. K. N. Previsão de Problemas Financeiros em Empresas. **Revista de Administração de Empresas**, v. 19, n. 1, Janeiro - Março 1979.

ALVES, A. C. O. Previsão de insolvência nas PME. **Dissertação de Mestrado em Contabilidade e Finanças, Faculdade de Economia da Universidade de Coimbra**, Coimbra, p. 113, 2013.

BANCO CENTRAL. Banco Central do Brasil. **Estatísticas Monetárias e de Crédito**, 2021. Disponível em: <<https://www.bcb.gov.br/estatisticas/estatisticasmonetariascredito>>. Acesso em: 19 agosto 2021.

BOSWELL, D. Introduction to Support Vector Machines , Agosto 2002.

BRASIL. Lei no 11.101, de 9 de fevereiro de 2005. **Governo do Brasil**, Brasília , Fevereiro 2005. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2004-2006/2005/lei/111101.htm>. Acesso em: 10 Maio 2021.

BRITO, G. A. S.; ASSAF NETO, A. MODELO DE CLASSIFICAÇÃO DE RISCO DE CRÉDITO DE EMPRESAS. **Revista Contabilidade e Finanças**, São Paulo, Jan./Fev. 2008. 18-29.

CASSIOLATO, J. E.; BRITTO , J.; VARGAS, M. Formatos Organizacionais para financiamento de arranjos e sistemas de MPME. **Interagir para competir: promoção de arranjos produtivos e inovativos no Brasil**, Brasília, 2002. 249-285.

CORRAR, L. J.; PAULO, E.; FILHO, J. M. D. **Análise Multivariada para os cursos de Administração, Ciências Contábeis e Economia**. 1ª Edição. ed. São Paulo: Atlas , 2007.

COSTA, L. D. S. NOVA LEI DE RECUPERAÇÃO DE EMPRESAS E FALÊNCIAS: Inovações importantes introduzidas pela Lei no 11.101 de 09 de fevereiro de 2005. **Monografia para o grau de bacharel em Direito pela Universidade do Vale do Itajaí**, São José, 2005. 91.

DA SILVA, O. et al. Capacidade Preditiva de Modelos de Insolvência: com base em Números Contábeis e Dados Descritivos. **Revista de Educação e Pesquisa em Contabilidade**, Brasília, 28 a 30 Jul./Set. 2012. 246-261.

FAUSETT, L. **Fundamentals of Neural Networks - Architectures, Algorithms and Applications**. New Jersey : Pearson, v. III, 1993.

FERREIRA, J. F. D. A. Análise de Crédito. **Tese (Graduação) - Faculdade de Ciências Humanas, Instituto Municipal de Assis**, Assis, p. 22, 2010.

FREITAS, A. A. **Data Mining and Knowledge Discovery with Evolutionary Algorithms**. New York: Springer, 1998.

GEVERT, V. G. **Análise de Crédito Bancário com o Uso de Modelos de regressão Logística, Redes Neurais e Support Vector Machine**. Curitiba: Programa de Pós Graduação em Métodos Numéricos em Engenharia, UFPR, 2009.

GEVERT, V. G. et al. Modelos de Regressão Logística, Redes Neurais e Support Vector Machine (SVMs) na Análise de Crédito a Pessoas Jurídicas. **Revista Ciências Exatas e Naturais**, Guarapuava, v. 12, n. 2, p. 269-293, Jul/Dez 2010.

GITMAN, L. J. **Princípios da Administração Financeira**. São Paulo: Bookman, 2001.

GRUBER, A. Covid-19: o que se sabe sobre a origem da doença. **Jornal da USP**, 14 abr. 2020. Disponível em: <<https://jornal.usp.br/artigos/covid2-o-que-se-sabe-sobre-a-origem-da-doenca/>>. Acesso em: 20 abr. 2020.

GUIMARÃES, A. L. D. S.; ALVES, W. O. Prevendo a Insolvência de Operadoras de Planos de Saúde. **Revista de Administração de Empresas**, São Paulo, Out./Dez. 2009. 459-471.

GUIMARÃES, A. L. D. S.; NOSSA, V. Capital de giro, lucratividade, liquidez e solvência em operadoras de planos de saúde. **Brazilian Business Review**, Vitória, Maio - Agosto 2010. 40 -63.

GUIMARÃES, A.; MOREIRA, T. B. S. Previsão de Insolvência: um modelo baseado em índices contábeis com utilização da análise discriminante. **R. Econ. contemp.**, Rio de Janeiro, 28 Fevereiro 2008. 151-178.

GUIMARÃES, P. R. F. Modelos de Previsão de Falência: Uma Aplicação da regressão Logística e do Backward Stepwise ao Caso Brasileiro. **Manografia de Conclusão de curso de**

Bacharel em Ciências Econômicas pela Universidade de Brasília - UNB, Brasília, p. 68, 2017.

HORTA, R. A. M.; ALVES, F. J. D. S.; CARVALHO, F. A. A. D. Seleção de Atributos na Previsão de Insolvência: Aplicação e Avaliação Usando Dados Brasileiros Recentes. **Revista de Administração Mackenzie**, São Paulo, Jan./Fev, 2014. 125-151.

IBGE. Produto Interno Bruto - PIB. **IBGE**, 2021. Disponível em: <<https://www.ibge.gov.br/explica/pib.php>>. Acesso em: 04 maio 2021.

JÚNIOR, D. M. Classificação de Editais de Licitatórios em Áreas de Atuação Baseado em Aprendizado Supervisionado. **Trabalho de Conclusão de Curso de Graduação em Ciência da Computação pela UFSC**, Florianópolis, p. 61, 2018.

KANITZ, S. C. Como prever falências de empresas. **Revista Exame**, São Paulo, Abril/Dezembro 1974.

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

KASSAI, S. Utilização da Análise por envoltória de Dados (DEA) na Análise de Demonstrações Contábeis. **Tese para Doutorado em Contabilidade e Contraladoria pela Universidade de São Paulo**, São Paulo, 2002.

KOHAVI, R.; GEORGE, H. J. Wrapper for feature Subset Selection. **Artificial intelligence**, Maio 1997. 273-324.

LEPIANI, G. Relação Crédito-PIB, bem maior lá fora. **Veja**, 2008. Disponível em: <<https://veja.abril.com.br/brasil/relacao-credito-pib-bem-maior-la-fora/>>. Acesso em: 03 maio 2021.

LOPES, V. P. Uma Visão Global Sobre o Processo de Falência. **III Encontro científico e simpósio de educação Unisalesiano**, Lins, 17 - 21 Outubro 2011.

MÁRIO, P. D. C. **CONTRIBUIÇÃO AO ESTUDO DA SOLVÊNCIA EMPRESARIAL: UMA ANÁLISE DE MODELOS DE PREVISÃO – ESTUDO EXPLORATÓRIO APLICADO EM EMPRESAS MINEIRAS.**, Tese (Mestrado) - Faculdade de Economia, Universidade de São Paulo. São Paulo, p. 208, 2002.

MACHADO, F. **ANÁLISE DE DESEMPENHO DE MODELOS DE PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA EM EMPRESAS DO SETOR TERCIÁRIO**, Tese (Graduação) - Faculdade de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Santa Catarina. Florianópolis, p. 100, 2020.

MAGALHÃES, A. M. Alicação de modelos de insolvência nas principais empresas de call center no Brasil. **Tese de Mestrado em Ciências Contábeis pela PUC-SP**, São Paulo, 2013.

MARCO, D. M. D. Estudo Sobre Fatores Subjetivos na Concessão de Crédito numa Agência Bancária de Caxias do Sul. **Tese(Graduação) - Faculdade de Ciências Contábeis, Universidade de Caxias do Sul**, Caxias do Sul, 2011.

MARTINS, R. Em crise, pequenas empresas têm dificuldade de acessar linhas de crédito. **G1**, 2020. Disponível em: <<https://g1.globo.com/economia/noticia/2020/05/16/em-crise-pequenas-empresas-tem-dificuldade-de-acessar-linhas-de-credito.ghtml>>. Acesso em: 19 Abril 2021.

MENDES, O. D. V.; FREGA, J. R.; DA SILVA, W.. FATORES DETERMINANTES PARA DEFINIÇÃO DE MODELOS DE PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA: UMA REVISÃO DE PARADIGMA. **Cadernos da Escola de Negócios**, Curitiba, 2014. 39 - 54.

MOREIRA, V.; FRANCO, F.; OLIVEIRA, S. M. D. A. Avaliação financeira de uma empresa petrolífera por meio de termômetros de insolvência. **Encontro Nacional de Engenharia de Produção**, Fortaleza, 13 a 16 Outubro 2015.

MUYLDER, C. F. D. et al. Principais Aplicações de Análise Discriminante na Área de Marketing: uma pesquisa bibliométrica. **Revista Gestão e Tecnologia**, Pedro Leopoldo, v. 12, n. 2, p. 217-242, Jul/Nov 2012.

NITAHARA, A. Agência Brasil, 2020. Disponível em: <<https://agenciabrasil.ebc.com.br/economia/noticia/2020-07/bndes-disponibiliza-r5-bi-para-micro-pequenas-e-medias-empresas>>. Acesso em: 03 maio 2021.

PIMENTA, E. G. recuperação Judicial de Empresas: Caracterização, Avanços e Limites. **Revista Direito GV**, Jan - Jun 2006. 151-166.

PINHEIRO, L. E. T. et al. Validação de Modelos Brasileiros de Previsão de Insolvência. **Contabilidade Vista & Revista**, Belo Horizonte, out./dez. 2007. 83-103.

REBELLO, M. B. Modelos de Previsão de Insolvência: Uma Análise Comparativa de seus Resultados. **Tese de Pós Graduação em Contabilidade pela Universidade Federal de Santa Catarina**, Florianópolis, 2010.

REQUIÃO, R. **Curso de Direito Familiar**. 15a Ed. ed. São Paulo: Saraiva, 1993.

REZENDE, L. Jornal da USP, 2020. Disponível em: <<https://jornal.usp.br/campus-ribeirao-preto/pandemia-afeta-negativamente-mercado-de-credito/>>. Acesso em: 05 maio 2021.

SANTANA, C. D. A. et al. Análise Discriminante múltipla do mercado varejista de açaí em belém do Pará. **Revista Brasileira de Fruticultura**, Jaboticabal, v. 36, n. 3, Jul/Set 2014.

SANTOS, E. M. D. Teoria e Aplicação de Support Vector Mahines à Aprendizagem e Reconhecimento de Objetos Baseado na Aparência. **Dissertação de Pós Graduação Universidade Federal da Paraíba - Mestre em Informática**, Campina Grande, Junho 2002.

SANVICENTE, A. Z.; MINARDI, A. M. A. F. Identificação de indicadores contábeis significativos para previsão de concordata de empresas. **Financelab Working Paper**, São Paulo, Out. 1998. 12.

SCARPEL, R. A. Previsão de insolvência de empresas utilizando support vector machine. **Revista de Economia e Administração**, Jul./Set. 2008. 281-295.

SCHRICKEL, W. K. **Análise de Crédito: Concessão e Gerência de Empréstimos**. 4 Edição. ed. São Paulo: Atlas, 1998.

ZICA, R. M. F.; MARTINS, C. Sistema de garantia de crédito para micro e pequenas empresas no Brasil: proposta de um modelo. **Revista de Administração Pública**, Rio de Janeiro, Jan./Fev. 2008. 181-204.