Vinícius Coral de Azeredo

## **TÍTULO:**

Aplicação e análise da eficácia de modelos brasileiros de previsão de insolvência para empresas

> Florianópolis 2019



#### Vinícius Coral de Azeredo

## **TÍTULO:**

# Aplicação e análise da eficácia de modelos brasileiros de previsão de insolvência para empresas

Trabalho de Conclusão do Curso de Graduação em Engenharia de Produção Civil do Centro de Ciências Tecnológicas da Universidade Federal de Santa Catarina como requisito para a obtenção do Título de Bacharel em Engenharia Civil com habilitação em Produção.

Orientador: Prof. Rogério Feroldi Miorando Dr.

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

Azeredo, Vinícius Coral de Aplicação e análise da eficácia de modelos brasileiros de previsão de insolvência para empresas / Vinícius Coral de Azeredo ; orientador, Rogério Feroldi Miorando, 2019. 58 p.

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) - Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico, Graduação em Engenharia de Produção Civil, Florianópolis, 2019.

Inclui referências.

1. Engenharia de Produção Civil. 2. Modelo de Previsão de Insolvência. 3. Análise das demonstrações contábeis. 4. Análise Discriminante. I. Miorando, Rogério Feroldi . II. Universidade Federal de Santa Catarina. Graduação em Engenharia de Produção Civil. III. Título.

#### TÍTULO:

# Aplicação e análise da eficácia de modelos brasileiros de previsão de insolvência para empresas

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 Graduação em Engenharia de Produção Civil na Universidade Federal de Santa Catarina

Florianópolis, 13 de novembro de 2019.

Prof. Guilherme Ernani Vieira, Dr.

Coordenadora dos Cursos de Graduação em Engenharia de Produção

Banca Examinadora:

Prof. Rogério Feroldi Miorando, Dr.

Orientador

Universidade Federal de Santa Catarina

Prof., Eduardo Ferreira da Silva Dr.

Universidade Federal de Santa Catarina

Prof / Javier Gutierrez Castro Dr.

Universidade Federal de Santa Catarina



#### **AGRADECIMENTOS**

Gostaria de começar agradecendo a minha família, por sempre estar ao meu lado me apoiando e dando o suporte necessário para a concretização desta etapa da minha vida.

Quero, também, dedicar este trabalho a minha namorada que sempre esteve ao meu lado e me ajudou em momentos difíceis da minha trajetória.

Não posso deixar de mencionar meus queridos amigos que sofremos e crescemos juntos durante esse longo período de aprendizado.

Por fim, gostaria de fazer minhas menções honrosas ao meu orientador, por além de me guiar perante este caminho turvo, foi um grande amigo e conselheiro.

#### **RESUMO**

O uso de modelos de previsão de insolvência de empresas é de fundamental importância para a sociedade e governo, pois o diagnóstico da avaliação do bem-estar de uma empresa é útil tanto para uma concessão de crédito e continua prosperarão da empresa como, também, para evidenciar o rumo de uma provável insolvência e reverter o rumo para a solvência. Com relação aos modelos de previsão de insolvência, não há um consenso na literatura quanto a eficácia dos modelos existentes, principalmente, por serem aplicados em diversos setores da economia e obterem resultados divergentes em cada setor. Tendo isso em vista, o presente trabalho visa aplicar os modelos de Kanitz (1978), Altman, Baidya e Dias (1979), Guimarães e Moreira (2008), Minussi et al. (2002) e Silva (1997) em quatro setores da economia, comparando o desempenho de modelos mais recentes com modelos mais antigos frente a uma análise anual e trimestral dos resultados. Para alcançar este objetivo foi levantado uma amostra de quinze empresas no total sendo onze destas em solvência e quatro em insolvência. Verificou-se que, de acordo com a amostra aplicada, os modelos mais recentes, Guimarães e Moreira (2008) e de Minussi et al. (2002), apresentaram um maior equilíbrio entre a identificação das empresas solventes e insolventes, enquanto os outros modelos apresentaram resultados mais tendenciosos para identificar as empresas. Já o modelo de Silva (1997) apresentou melhores resultados para a análise trimestral, quando comparado aos resultados de uma análise anual.

**Palavras-chave:** Modelo de Previsão de Insolvência. Análise das demonstrações contábeis. Análise Discriminante.

#### **ABSTRACT**

The use of business insolvency forecasting models is of fundamental importance to society and government, as the diagnosis of a company's welfare assessment is useful for both lending and continuing business prosperity, as well as for highlight the course of probable insolvency and revert to solvency. Regarding insolvency forecasting models, there is no consensus in the literature about the effectiveness of existing models, mainly because they are applied in various sectors of the economy and obtain divergent results in each sector. With this in mind, the present work aims to apply the models of Kanitz (1978), Altman, Baidya and Dias (1979), Guimarães and Moreira (2008), Minussi et al. (2002) and Silva (1997) in four sectors of the economy, comparing the performance of recent models with older models against an annual and quarterly analysis of the results. To achieve this objective, a sample of fifteen companies in total was raised, eleven of which were in solvency and four in insolvency. It was found that, according to the applied sample, the most recent models, Guimarães and Moreira (2008) and by Minussi et al. (2002) presented a greater balance between the identification of solvent and insolvent companies, while the other models presented more biased results to identify the companies. Silva's model (1997) presented better results for the quarterly analysis, when compared to the results of an annual analysis.

**Keywords:** Insolvency Forecasting Model. Analysis of the financial statements. Discriminant Analysis.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Adaptação da variável no Modelo de Altman, Baidya e Dias	22
Figura 2 – Escala de classificação de risco	29
Figura 3 - Modelo de Minussi et al. (2002)	32
Figura 4 – Método do trabalho	40

# LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 – Percentual de acerto para uma análise anual do subsetor da Construção
Civil
Gráfico 2 - Percentual de acerto para uma análise trimestral do subsetor da Construção
Civil
Gráfico 3 - Percentual de acerto para uma análise anual do subsetor da Siderurgia e
Metalurgia
Gráfico 4 - Percentual de acerto para uma análise trimestral do subsetor da Siderurgia
e Metalurgia
Gráfico 5 - Percentual de acerto para uma análise anual do subsetor de Tecidos,
Vestuários e Calçados
Gráfico 6 - Percentual de acerto para uma análise trimestral do subsetor de Tecidos,
Vestuários e Calçados
Gráfico 7 - Percentual de acerto para uma análise anual do subsetor de Transporte. 51
Gráfico 8 - Percentual de acerto para uma análise trimestral do subsetor de Transporte
Gráfico 9 - Percentual de acerto geral anual de todos os subsetores para cada modelo
53
Gráfico 10 - Percentual de acerto geral trimestral de todos os subsetores para cada
modelo

# LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Adaptação do Modelo de Kanitz (1978)	.21
Quadro 2 - Adaptação do Modelo de Altman, Baidya e Dias (1979)	.23
Quadro 3 – Adaptação do modelo de Silva (1997)	.27
Quadro 4 – Adaptação do modelo de Silva (1997)	.28
Quadro 5 – Adaptação do modelo de Minussi et al. (2002)	.32
Quadro 6 - Adaptação do Modelo de Guimarães e Moreira (2008)	.36
Quadro 7 – Características dos Modelos de previsão de insolvência	.37
Quadro 8 - Empresas selecionadas para estudo, subsetor e tamanho do ativo total	42

# LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Comparativo	de modelos de previsão de insolvência com base na	a análise
discriminante		30
Tabela 2 – Classificação	das empresas pelo modelo econométrico obtido	33
Tabela 3 – Percentual de	acerto de modelos construídos com análise discrimir	nante 37

# **SUMÁRIO**

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	OBJETIVOS	14
1.1.1	Objetivo Geral	14
1.1.2	Objetivos Específicos	14
1.2	ESTRUTURA DO TRABALHO	15
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	16
2.1	SOLVÊNCIA, INSOLVÊNCIA e FALÊNCIA	16
2.2	INDICADORES FINANCEIROS	17
2.3	MODELO DE KANITZ	18
2.4	MODELO DE ALTMAN, BAIDYA e DIAS	21
2.5	MODELO DE SILVA	24
2.6	MODELO DE MINUSSI, DAMACENA E NESS JR	30
2.7	MODELO DE GUIMARÃES E MOREIRA	34
2.8	ANALISE COMPARATIVA ENTRE OS MODELOS	37
3	METODOLOGIA	40
4	RESULTADOS	45
4.1	CONSTRUÇÃO CIVIL	45
4.2	SIDERURGIA E METALURGIA	47
4.3	TECIDOS, VESTUÁRIOS E CALÇADOS	49
4.4	TRANSPORTE	51
4.5	ANÁLISE COMPARATIVA FINAL	52
5	CONCLUSÃO	55
	REFERÊNCIAS	56

#### 1 INTRODUÇÃO

O crescimento econômico de um país está diretamente relacionado ao crescimento das empresas que o compõe. Tais empresas proporcionam empregos e renda a sociedade e tributos ao governo. Por isso, pressupõe-se que a insolvência de uma empresa é de prejuízo para a sociedade, governo e, consequentemente, para o país.

A insolvência de uma empresa é o estado de suspensão dos pagamentos, situação na qual não consegue mais honrar suas dívidas com os credores (Gimenes, 1998 *apud* Rebello, 2010). Portanto, a insolvência pode conduzir à falência ou à liquidação forçada da empresa, porém, mesmo que isso não ocorra, todo o processo de reestruturação gera perdas para ambos os lados, para a empresa e para os credores (HENDRIKSEN; BREDA, 1999, P. 177).

Buscando evitar a falência, corporações em situações financeiras críticas acabam solicitam a recuperação judicial, a qual consiste no prazo judicial para o devedor quitar suas dívidas. Segundo o Artigo 47 da referida Lei nº 11.101, de 9 de fevereiro de 2005, a recuperação judicial tem por objetivo possibilitar a recuperação da empresa em uma situação de crise, provendo a manutenção da fonte produtora de forma que possa continuar cumprindo sua razão social e atividade econômica (BRASIL, 2005).

O esforço de gestores e governo em prol de evitar a mortalidade de uma empresa é advindo do impacto social de um empreendimento. Fornecedores e credores são diretamente impactados caso não venham a receber seus haveres, assim como, colaboradores que perdem sua fonte de sustento, governo que deixa de arrecadar contribuições e investidores ou acionista que perdem seus investimentos (SILVA E PANICHI, 2017).

Nesse contexto, destaca-se a importância de prever situações de insolvência nas empresas através de modelos de previsão de insolvência existentes na literatura. Tais modelos, em sua maioria, baseiam-se em estatística discriminante e a partir de demonstrações contábeis de um conjunto de empresas. Tal processo, exclui a subjetividade do analista o que torna esta técnica vantajosa (SILVA, 1997).

Muitos pesquisadores tentaram prever a falência de empresas para proporcionar maior solidez em análises de concessão de credito (Pereira e Martins, 2015). Tendo isto em vista, diversas pesquisas foram feitas para avaliar a precisão de alguns modelos e isso mostrou que diferentes modelos aplicados em um mesmo cenário, podem apontar para resultados distintos. Rebello (2010) verificou que cada modelo de previsão possui suas particularidades, com isso, quando os modelos forem aplicados em segmentos específicos, poderão apresentar um nível de assertividade maior. Silva e Panichi (2017) citam que os modelos são de auxílio a tomada de

decisão dos gestores, como forma de se tomar uma ação preventiva. Para Birolo *et al.* (2011) a análise de crédito por meio de modelos de previsão são uma vantagem competitiva e também obteve inconsistências nos resultados ao aplicar diferentes modelos.

Desta forma, é de relevância para os tomadores de decisão identificar quais modelos de análise de insolvência são mais assertivos para as características do setor econômico e tipo de negócio. Portanto, questiona-se: quais modelos de previsão de insolvência são mais eficazes para cada setor econômico?

#### 1.1 OBJETIVOS

A finalidade deste trabalho é verificar a eficácia de seis modelos de previsão de insolvência em quinze empresas de capital aberto, sendo destas quinze empresas, onze em estado de solvência e quatro em estado em insolvência.

#### 1.1.1 Objetivo Geral

Comparar o desempenho de seis modelos para análise de insolvência, avaliando seus resultados em 4 empresas insolventes e suas respectivas amostras controle de empresas solventes.

#### 1.1.2 Objetivos Específicos

- ✓ Selecionar um conjunto de empresas brasileiras insolventes em diferentes setores da economia:
- ✓ Montar uma amostra de controle com empresas brasileiras solventes e de porte semelhante para cada empresa insolvente;
- ✓ Avaliar os resultados dos modelos frente a uma análise anual e trimestral;
- ✓ Avaliar a eficácia dos modelos dentro de cada setor da economia estudado;
- ✓ Comparar o desempenho de modelos mais recentes com modelos mais antigos;

#### 1.2 ESTRUTURA DO TRABALHO

Diante do exposto, a fim de alcançar o objetivo proposto, este estudo está estruturado em 5 capítulos. O primeiro é a introdução, a qual o tema é abordado um panorama geral do tema, bem como a justificativa e relevância do trabalho.

O capítulo 2 é composto pela revisão da literatura de cinco modelos de previsão de insolvência, sendo estes os modelos de Kanitz (1978), Altman, Baidya e Dias (1979), Guimarães e Moreira (2008), Minussi *et al.* (2002) e Silva (1997).

Já o terceiro capítulo é explicado quais são os procedimentos metodológicos utilizados e quanto à coleta de dados e análise dos mesmos. Também, nessa parte está o enquadramento metodológico desta pesquisa.

O capítulo 4 é descrito e analisado os dados coletados e aplicados de cada modelo. O trabalho fez uso de tabelas e gráficos como meio de identificar lacunas de eficácia entre os modelos

Por fim, o último capítulo sintetiza os resultados obtidos e a discussão com relação ao que a literatura trás e conclui a pesquisa.

#### 2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Neste capítulo, estão expostas as teorias existentes sobre modelos de previsão de insolvência, baseado em artigos, dissertações, teses e livros relacionados ao tema. Segundo Karels e Prakash (1978, *apud* Pereira e Martins, 2016), entendem-se que modelos de previsão de insolvência são equações matemáticas capazes de identificar empresas na iminência de encerrar suas atividades ou de se tornarem insolventes. Já para Silva (1997), o objetivo básico dos modelos é de obter uma classificação quanto a saúde financeira das empresas.

A partir disso, nesta seção são abordados os fundamentos teóricos que embasam o presente estudo, compreendendo a descrição dos modelos de previsão de insolvência e um tópico ao final que resume as principais características dos modelos apresentados e as críticas levantadas pela literatura sobre os modelos. Alguns conceitos são necessários entender para a discussão deste trabalho afim de uniformizar o entendimento de termos e expressões que serão usados ao decorrer deste estudo, tais como solvência, insolvência, falência e indicadores financeiros.

#### 2.1 SOLVÊNCIA. INSOLVÊNCIA e FALÊNCIA

Para Assaf Neto (2010) a solvência é o reflexo da capacidade de uma empresa em cumprir obrigações de longo prazo. Mário (2002) conceitua solvência como a capacidade de cumprir as obrigações, mesmo se houver atraso neste cumprimento. Segundo Troacã (2013), a solvência de uma empresa é um fator necessário para sua continuidade ao mesmo tempo que evidencia se a mesma possui equilíbrio financeiro.

Em contrapartida, a insolvência é a situação na qual a empresa fica impossibilitada de cumprir suas obrigações, não possuindo saldo para pagar suas dívidas (Matarazzo, 2010). Para os autores Guimarães e Moreira (2008), a insolvência está ligada à incapacidade de as empresas cumprirem com suas obrigações de longo prazo e curto prazo, assim, apresentam uma instabilidade financeira que as pode levar a falência. Gitman (1997) diferencia a insolvência da falência da seguinte forma: a insolvência é quando a empresa não consegue honrar os seus compromissos financeiros, mas ainda possui um ativo maior que o passivo; a falência é quando o passivo supera o tamanho do ativo, com isso, o patrimônio líquido da empresa é negativo.

A falência é a descontinuidade das atividades de uma empresa, sendo o encerramento seguido da liquidação dos ativos pertencentes, de modo a liquidar as obrigações que a empresa

tenha para com seus credores ou fornecedores. O estado de falência pode ser entendido como mecanismo para reaver recursos pelos credores e fornecedores, uma vez que a empresa encerrará suas atividades. (Mário, 2002; *apud* Pinho & Nascimento, 1990).

Segundo Schumpeter (1939, *apud* Altman, Baidya & Dias, 1979), a falência é um processo normal e pode ter efeito purificador na sociedade e na economia do país. Mário (2002) também entende que a falência possui um efeito pedagógico, entendido como um exemplo à sociedade do mal gerenciamento empresarial.

Buscando evitar a falência, empresas em insolvência solicitam um pedido de Recuperação Judicial como forma de reverter suas situações críticas financeiras. Porém, o pedido e a recuperação são processos longos e custosos. Rebello (2010, *apud* Young & O'byrne, 2003) exemplificam alguns custos do processo de insolvência como a renegociação das dívidas e pagamentos a advogados, contadores e a bancos de investimentos para reorganizar a situação financeira da companhia. Mário (2002) expõe que para reverter o processo de insolvência a empresa deveria ter capacidade para conseguir geração própria de recursos, para que a concessão do benefício da recuperação judicial não se torne uma postergação da falência.

#### 2.2 INDICADORES FINANCEIROS

Uma das formas de avaliar o estado de solvência ou insolvência de uma empresa é através dos indicadores financeiros. Os índices econômicos ou financeiros são utilizados para demonstrar a situação financeira de uma determinada empresa e podem ser expressos em valores monetários absolutos, valores relativos ou taxas de variação, tempo, entre outros (CADORE e GIASSON, 2012).

Segundo Bruni (2014), os dados essenciais para o cálculo dos indicadores são o Balanço Patrimonial (BP) e a Demonstração de Resultados do Exercício (DRE) e deve ser feita uma análise de vários anos de resultados, buscando uma consistência maior nos números. O autor também recomenda comparar os indicadores de uma empresa com outras do mesmo setor, possibilitando ajudar a esclarecer a saúde da empresa.

Por fim, para Cadore e Giasson (2012), o objetivo dos indicadores financeiros é mostrar informações concisas e claras que auxiliam administradores ou investidores a tomarem suas decisões. Já para Iudícibus (2009), o principal objetivo do uso de indicadores financeiros é o de possibilitar a extração de tendências nos resultados e comparar os quocientes com padrões preestabelecidos de cada setor econômico, de forma a relatar o que aconteceu no passado.

Segundo Capobiango et al. (2012), os indicadores financeiros podem ser divididos em quatro classificações: Índices de Liquidez; Índices de endividamento; Índices de Lucratividade e Índices de Atividade. Seja qual for a classificação do indicador estudado, o conjunto de índices usados na análise financeira da empresa irá depender a experiência do analista e de qual é o interesse na empresa estudada.

#### 2.3 MODELO DE KANITZ

No Brasil, o precursor do estudo sobre previsão de falência é Stephen Charles Kanitz, professor aposentado e bacharel em Contabilidade pela Universidade de São Paulo - USP. O professor, também, foi responsável pela elaboração do ranking das 500 Melhores e Maiores empresas brasileiras editada pela Revista Exame de 1973.

Na época em que Kanitz publicou seu livro "Como prever falências", em 1978, a análise feita pelos bancos, em cima dos indicadores financeiros, não era assertiva quanto a confiabilidade de pagamento das empresas. No início de seu livro são citados três exemplos de bancos que concederam crédito a empresas que logo faliram. Mesmo após exaustivas análises em cima dos demonstrativos financeiros, não foi possível evitar tal prejuízo aos bancos (KANITZ, 1978).

Diante destes exemplos, questionou-se se os analistas não conseguiam identificar os sintomas de uma provável falência ou se os indicadores contábeis não deixam claro os pontos críticos de uma empresa. O autor cita que os primeiros sintomas da falência surgem muito antes que ela se concretize, por isso a insolvência é um processo que possui começo, meio e fim. Assim sendo, os balanços financeiros apresentam indícios da saúde financeira da empresa, possibilitando realizar análises através dos números disponibilizados (KANITZ, 1978).

Portanto, Kanitz iniciou seu estudo em busca de prever com antecedência e com uma probabilidade razoável a situação financeira de uma empresa. O autor diz ser impossível prever a falência com 100% de certeza, porém isso não descarta a possibilidade de analisar qual empresa tem maior probabilidade de falir num futuro próximo a análise feita. Além disso, ressalta-se que mesmo sendo alta a probabilidade de uma empresa falir não quer dizer que isso acontecerá de fato. Qualquer empresa pode passar por momentos de dificuldades e a partir de uma boa administração se reerguer. Logo, o modelo proposto por Kanitz visa evidenciar o que pode acontecer a uma empresa caso não tome medidas gerenciais que evite a insolvência (REBELLO, 2010).

Para Kanitz, o estudo sobre a insolvência de uma empresa propicia três análises principais: descobrir quais empresas estão perto de falir; hierarquizar as empresas numa escala que mostre quem tem maior probabilidade de solvência, a fim de disponibilizar recursos para as que estiverem melhor ranqueadas; e, por fim, determinar, dentre os devedores duvidosos, quais podem receber aporte financeiro com base na sua probabilidade de insolvência.

Neste contexto, Kanitz criou seu modelo matemático para prever a falência de empresas com base em análises estatísticas. A pesquisa desenvolvida fez uso de aproximadamente 5.000 (cinco mil) demonstrativos financeiros de empresas brasileiras, sobre os quais testou 56 índices financeiros. Após, chegou em 5 principais índices contábeis que melhor descreviam um indicativo de insolvência: rentabilidade do patrimônio, liquidez geral, liquidez seca, liquidez corrente e grau de endividamento.

Cada índice possui um peso na formulação do modelo, os quais são calculados a partir de uma análise discriminante. Nesse processo, os pesos são obtidos por um método de cálculo objetivo, deixando de fora a subjetividade do analista (SILVA, 1997).

Para desenvolver o modelo de predição foi utilizada uma amostra de 42 empresas dividida em dois grupos: 21 insolventes e 21 solventes. As empresas solventes foram selecionadas ao acaso de forma que ambos os grupos guardem a mesma proporção do setor de atuação e distribuição de patrimônio. O número limitado da amostra é advindo de três principais fatores:

- a) Grande parte das empresas que vão a falência não publicam seus balanços;
- b) Das empresas que foram a falência e publicaram seus balanços, estes se encontravam de forma muito resumida e insuficiente para análise; e
- c) Não foi considerado empresas de serviço, imobiliárias e de participações.

O modelo oferece como resultado o Fator de Insolvência, o qual é um número que se encaixa em uma escala, chamada de Termômetro da Insolvência. A escala, definida pelo autor, não possui extremos definidos, porém os trabalhos de Rebello (2010) e de Hirsch (2013) encontraram como resultado da aplicação do modelo fatores de insolvência máximo de 7,12 e 21,74, respectivamente. Entretanto, o Termômetro da Insolvência possui 3 faixas de identificação na sua escala (KANITZ, 1978):

- 1. Valores acima de 0: empresas são consideradas solventes;
- 2. Valores entre 0 e -3: empresas estão na zona de penumbra, uma zona incerta, na qual a empresa tem uma probabilidade considerável de entrar em insolvência; e
- 3. Valores abaixo de -3: empresas estão em eminente risco de falência.

Um melhor desempenho na escala demonstra uma maior probabilidade de solvência e um pior desempenho na escala demonstra uma maior probabilidade de insolvência (Alves, 2013). É possível analisar, também, uma ordem de quais empresas apresentam melhor desempenho no termômetro e, assim, averiguar qual tem maior capacidade de pagamento aos credores.

Por conseguinte, o cálculo do fator de insolvência se faz pela Fórmula 1 e o Quadro 1 apresenta a adaptação feita para aplicar a Fórmula 1(KANITZ, 1978):

$$F = 0.05 X1 + 1.65 X2 + 3.55 X3 - 1.06 X4 - 0.33 X5$$
 (1)

#### Sendo,

- x1 = rentabilidade do patrimônio = Lucro Líquido / Patrimônio Líquido;
- x2 = liquidez geral = (Ativo Circulante + Realizável a Longo Prazo) / (Passivo Circulante + Exigível a Longo Prazo);
- x3 = liquidez seca = (Ativo Circulante Estoques) / Exigível a Curto Prazo;
- x4 = liquidez corrente = Ativo Circulante / Exigível a Curto Prazo;
- x5 = grau de endividamento = (Exigível a Curto Prazo + Exigível a Longo Prazo) / Patrimônio Líquido.

Quadro 1 – Adaptação do Modelo de Kanitz (1978)

Original	Adaptação	
x1 = Lucro Líquido / Patrimônio Líquido	x1 = Lucro Líquido / Patrimônio Líquido	
x2 = (Ativo Circulante + Realizável a	x2 = (Ativo Circulante + Realizável a Longo	
Longo Prazo) / (Passivo Circulante +	Prazo) / (Passivo Circulante + Passivo Não	
Exigível a Longo Prazo)	Circulante)	
x3 = (Ativo Circulante - Estoques) /	x3 = (Ativo Circulante - Estoques) / Passivo	
Exigível a Curto Prazo	Circulante	
x4 = Ativo Circulante / Exigível a Curto	x4 = Ativo Circulante / Passivo Circulante	
Prazo		
x5 = (Exigível a Curto Prazo + Exigível a	x5 = (Passivo Circulante + Passivo Não	
Longo Prazo) / Patrimônio Líquido.	Circulante) / Patrimônio Líquido.	

Fonte: Elaborado pelo autor (2019).

Desde de 1978 vários pesquisadores usaram o modelo de Kanitz para averiguar sua eficácia, porém o modelo apresenta resultados inconsistentes. No trabalho de Silva e Panichi (2017) o modelo identificou 71% das empresas como solventes, sendo que estas empresas deveriam ter sido identificadas como insolventes. Na pesquisa de Birolo *et al.* (2011), 50% da amostra em estudo eram empresas insolventes e o modelo as considerou como em bom estado. E na pesquisa de Rebello (2010) somente 5,5% da amostra analisada o modelo de Kanitz identificou corretamente as empresas em insolvência. O próprio autor do modelo comenta que a principal falha de seu estudo é o número limitado de índices utilizados.

#### 2.4 MODELO DE ALTMAN, BAIDYA e DIAS

Já nos Estados Unidos, um dos precursores do estudo sobre previsão de falência foi Edward Altman, que em 1968 lançou seu trabalho de análise discriminante em empresas manufatureiras americanas. A partir deste estudo, os professores da Universidade Católica do Rio de Janeiro, Tara Baidya e Luiz Manoel Ribeiro Dias, em parceria com o professor Edward Altman, da Universidade de Nova York, publicaram um estudo na Revista de Administração de Empresas em 1979 (ALTMAN; BAIDYA; DIAS, 1979).

O artigo, intitulado "*Previsão de problemas financeiros em empresas*", apresenta um modelo de previsão de falência baseado no modelo americano desenvolvido por Altman, em 1968, e adaptado devido aos balanços patrimoniais brasileiros. O estudo teve como foco

examinar as falências ocorridas no Brasil entre 1973 e 1976 para desenvolver, testar um modelo quantitativo para classificar e prever problemas financeiros nas empresas brasileiras (ALTMAN; BAIDYA; DIAS, 1979).

Foram selecionadas 58 empresas e divididas em 2 grupos: 23 empresas com problema sério e 35 empresas sem problemas. As empresas selecionadas eram advindas de diversos setores da economia como da indústria têxtil, de mobiliário, de celulose e papel, comércio varejista, plásticos e metalurgia. O porte das empresas foi determinado pela quantidade de ativos de cada empresa. E a classificação das empresas com problema sério foi feita com base nos seguintes critérios:

- Pedidos formais de falência;
- Pedidos formais de concordata;
- Soluções extrajudiciais; e
- Casos em que as empresas fecharam sem recorrer aos meios legais.

Com relação a escolha das variáveis, foram selecionadas as mesmas cinco variáveis do estudo original de Altman em 1968, porém com algumas adaptações em duas variáveis. A primeira foi o lucro retido dividido pelo ativo total. Para os americanos, os lucros retidos são os lucros acumulados menos os dividendos pagos. Na maior parte dos casos, pequenas empresas não terão lucros acumulados, então estariam prejudicadas na aplicação do modelo. Para isto, o lucro retido foi correspondido pelo valor do capital menos os recursos retirados pelos acionistas (Figura 1).

Figura 1 - Adaptação da variável no Modelo de Altman, Baidya e Dias

$$X_2 = \frac{\text{não-exigivel — capital aportado pelos acionistas}}{\text{ativo total}}$$

Fonte: Altman, Baidya e Dias, 1979.

Já para a segunda variável, valor de mercado do *Equity* dividido pelo exigível total, como algumas empresas podem não ter ações publicadas na bolsa, mas mesmo assim publicam seus balanços, com isso, empresas assim estariam prejudicadas na aplicação do modelo. Por isso, foi usado o valor contábil do patrimônio líquido (não exigível) dividido pelo exigível total.

Assim, chegou-se na seguinte formulação do modelo (Fórmula 2) (ALTMAN; BAIDYA; DIAS, 1979):

$$Z = -1,44 + 4,03 X1 + 2,25 X2 + 0,14 X3 + 0,42 X4$$
 (2)

Sendo,

- **x1** = (Não Exigível Capital Aportado pelos Acionistas) / Ativo Total;
- x2 = Lucros antes de Juros e de Impostos / Ativo Total;
- $x3 = N\tilde{a}o Exigível / Exigível Total; e$
- x4 = Vendas / Ativo Total

Quadro 2 - Adaptação do Modelo de Altman, Baidya e Dias (1979)

Original	Adaptado	
x1 = (Não Exigível - Capital Aportado	x1 = (Patrimônio Líquido – Capital Social) /	
pelos Acionistas) / Ativo Total	Ativo Total	
x2 = Lucros antes de Juros e de Impostos /	$x^2 = \text{Lucros antes de Juros e de Impostos} /$	
Ativo Total	Ativo Total	
x3 = Não Exigível / Exigível Total	x3 = Patrimônio Líquido / (Ativo Total -	
	Patrimônio Líquido – Participação de	
	Acionistas Minoritários)	
x4 = Vendas / Ativo Total	x4 = Receita Líquida Operacional / Ativo	
	Total	

Fonte: Elaborado pelo autor (2019).

Para aplicar o modelo, foi necessária uma adaptação de suas variáveis (Quadro 2). E ao aplicar o modelo, se o valor de Z resultar maior que zero, a empresa é classificada como solvente, caso contrário, insolvente. No que concerne a escala do modelo, Altman, Baidya e Dias (1979) não delimitam os valores extremos, porém, na amostra do estudo o maior valor foi próximo a 2 e o menor valor foi próximo a -3, sendo o zero classificado como ponto crítico do modelo.

Ao ser aplicado, os erros de classificação do modelo ocorreram num intervalo chamado pelos autores de "zona de superposição". Esta zona possui limite inferior igual a – 0,34, que corresponde ao resultado de Z das empresas sem problemas classificada como insolventes, e o limite superior foi de + 0,20, correspondente ao valor de Z das empresas com

problemas sérios classificada como solvente. Segundo os autores, nesse intervalo a classificação das empresas é menos confiável.

A precisão do modelo na amostra de empresas selecionada pelos autores foi da ordem de 87% quando aplicado no último exercício da empresa (antes da data de constatação do problema); 84,2% quando aplicado no antepenúltimo exercício da empresa; e de 77,8% quando o modelo foi aplicado com três anos de antecedência. O modelo também obteve bom desempenho na classificação das empresas sem problemas, obtendo uma porcentagem de acerto de 88%.

Ao analisar o trabalho de Altman, Baidya e Dias (1979), percebe-se que três dentre as quatro variáveis do modelo são baseados no ativo total. Isso pode caracterizar a preocupação dos autores quanto a problemas de retorno sobre os investimentos feitos, visto que as variáveis do modelo são baseadas nas variáveis do modelo de Altman de 1968 (Silva, 1997). Minussi *et al.* (2002) comentam que o modelo valoriza mais as variáveis de rentabilidade e apresenta, em segundo plano, um equilíbrio entre indicadores de liquidez e estrutura financeira.

Vários pesquisadores utilizaram o modelo de Altman, Baidya e Dias (1979) ao longo dos anos para avaliar a saúde financeira de empresas, obtendo resultados variados. Na dissertação de Rebello (2010) a avaliação das empresas insolventes teve uma porcentagem de acerto alta, de 83,3%. Porém ao classificar as empresas sem problemas, a assertividade foi somente de 27,8%. No trabalho de Silva e Panichi (2017), o modelo identificou corretamente 100% das empresas insolventes e 42,11% das empresas solventes. Por fim, no estudo de Pinheiro *et al.* (2007), a eficácia do modelo quanto a classificação das empresas insolventes também foi alta, com um resultado de 92% de acerto. Entretanto a respeito das empresas solventes a assertividade ficou em 29%.

#### 2.5 MODELO DE SILVA

Outro estudo brasileiro que tem destaque na literatura nacional foi o de José Pereira da Silva, que em 1982 apresentou sua dissertação "Modelos para classificação de empresas com vistas a concessão de crédito", na Faculdade Getúlio Vargas - FGV. Seu trabalho foi pautado na elaboração de um modelo matemático, usando a análise discriminante, para classificar empresas quanto à concessão de crédito. Anos depois, foi publicado o livro Gestão e Análise de Risco de Crédito, o qual contempla parte do estudo da dissertação (MÁRIO, 2002).

O que motivou Silva a realizar este estudo foi a busca por um instrumento que fornecesse uma medida de avaliação da saúde financeira das empresas, com isso, foi levado em conta 3 principais pontos (SILVA, 1997):

- Liquidez: em termos de capacidade de saldar compromissos a curto prazo;
- Solidez: em termos da relação entre capital próprio e de terceiros; e
- Vitalidade: em termos de capacidade de gerar recursos necessários para sua manutenção e ao seu crescimento.

Além disso, o autor notou que para obter maior credibilidade no estudo era necessário segmentar as empresas dentre os setores industriais e comerciais. Comparar empresas de ramos de atuação diferentes traria balanços patrimoniais muito distintos e, assim, a análise discriminante não seria a mais assertiva. Esta seção apresenta apenas o modelo para empresas industriais de Silva (1997), visto que o presente trabalho aplicará os modelos descritos somente em empresas do setor industrial.

Outro fator relevante considerado no desenvolvimento do modelo foi analisar a região geográfica de cada empresa. Ao aplicar o modelo em empresas industriais ou comerciais da região de São Paulo a margem de acerto era superior aos testes realizados com empresas industriais ou comerciais de regiões fora de São Paulo, tendo em vista que o modelo foi concebido na região paulista (SILVA, 1997).

Com relação a amostra utilizada na pesquisa, Silva (1997) desenvolveu o modelo para aplicabilidade em empresas de médio e grande porte, visto que, empresas de pequeno porte não possuíam demonstrativos financeiros de boa qualidade. Porém, como o próprio autor cita, isto não descarta a possibilidade de o modelo ser aplicado em empresas de menor porte, ressaltando que deve se considerar na análise que pequenas empresas possuem características muito peculiares. Além de levar em conta fatores como características regionais e setor das empresas, buscou-se empresas de porte similares.

Para selecionar a amostra de seu estudo, Silva utilizou 2 grupos de empresas: um para criar e desenvolver o modelo e outro para testar o modelo desenvolvido. Por fim, a amostra foi composta de 419 empresas, sendo 337 empresas industriais e 82 comerciais. Somente no estado de São Paulo tiveram 313 empresas analisadas e do total de 419 empresas, 160 eram insolventes e 259 eram boas ou regulares.

Já para a escolha das variáveis, foram testados 83 índices financeiros no grupo de empresas teste para a criação do modelo. Deste teste, foram selecionados os índices que obtiveram, em conjunto, a maior representatividade para classificação das empresas. Silva (1997) também cita que a partir do momento que se reduz o número de variáveis do modelo, eleva-se o risco de uma classificação errada.

Ao analisar os índices financeiros, o autor identificou que os índices que melhor representam a saúde financeira de uma empresa 1 ano antes de uma possível falência, não são os melhores para representar a saúde financeira de uma empresa 2 anos antes de sua falência (Silva, 1997). Com isso, desenvolveu 4 modelos, sendo 2 destes voltados para empresas industriais e os outros 2 voltados para empresas do setor comercial. Cada setor tem-se um modelo de previsão de 1 ano e de até 2 anos para a falência. E ao aplicar cada um dos modelos, busca-se prever se daqui 1 ano a empresa poderá falir ou se até os próximos 2 anos a empresa poderá falir.

Para todos os 4 modelos citados acima a letra "Z" indica a função discriminante que classifica a empresa com ruim ou boa saúde financeira. Para diferenciar os modelos de previsão para 1 ano ou 2 anos da insolvência, são utilizados os símbolos "Z1" e "Z2", respectivamente (SILVA, 1997).

O autor sugere que sejam aplicados os 2 modelos (Z1 e Z2), pois se ao aplicar os 2 modelos a empresa obtiver uma nota acima de zero, é um "sinal verde" para concessão de crédito. Caso um dos modelos dê como resultado uma possível insolvência da empresa e o outro dê um resultado de solvência, então isso significa um "sinal amarelo" para a concessão de crédito.

Abaixo é apresentada a formulação quando a previsão é referente a 1 ano antes da falência (Fórmula 3) e 2 anos antes da falência (Fórmula 4), assim como, as adaptações necessárias para implementação dos modelos (Quadro 3 e Quadro 4).

#### Zi1 = 0,722 - 5,124 E23 + 11,016 L19 - 0,342 L21 - 0,048 L26 - 8,605 R13 - 0,004 R29 (3)

#### Sendo,

- **Zi1** = escore discriminante para o próximo exercício
- **0,722** = constante do modelo
- **E23** = duplicatas descontadas / duplicatas a receber
- L19 = estoques / custo do produto vendido
- **L21** = fornecedores / vendas
- **L26** = (estoques médio/custo dos produtos vendidos) x 360
- **R13** = (lucro operacional + despesas financeiras) / (ativo total médio investimentos médios)
- **R29** = (capital de terceiros) / (lucro líquido+0,1 imobilizado médio saldo de correção monetária)
- Ativo total médio = (ativo total no ano + ativo total no ano anterior) \2
   Investimento médios = (saldo de investimentos no ano + saldo de investimentos no ano anterior) \2

Quadro 3 – Adaptação do modelo de Silva (1997)

Original	Adaptação
E23 = duplicatas descontadas /	E23 = Total de empréstimos e
duplicatas a receber	financiamentos de curto prazo /
	Clientes a curto prazo
L19 = estoques / custo do produto vendido	L19 = estoques / custo do produto vendido
L21 = fornecedores / vendas	L21 = fornecedores / Receita Líquida
	Operacional
L26 = (estoques médio/custo dos produtos	L26 = (estoques médios / custo dos produtos
vendidos) x 360	vendidos) x 360
R13 = (lucro operacional + despesas	R13 = (lucro operacional + despesas
financeiras) / (ativo total médio –	financeiras) / (ativo total médio –
investimentos médios)	investimentos médios)
R29 = (capital de terceiros) / (lucro	R29 = (Passivo Circulante + Passivo Não
líquido+0,1 imobilizado médio – saldo de	Circulante) / (lucro líquido + 0,1
correção monetária)	imobilizado médio)

Fonte: Elaborado pelo autor (2019).

#### Zi2 = 5,235 - 9,437 E3 - 0,010 E9 + 5,327 E10 - 3,939 E13 - 0,681 L1 + 9,693 R13 (4)

Sendo,

- **Zi2** = escore discriminante para o segundo exercício
- **5,235** = constante do modelo
- **E3** = (passivo circulante + exigível a longo prazo) / ativo total
- **E9** = (variação do imobilizado) / (lucro líquido + 0,1 x imobilizado médio saldo de correção monetária + variação do Exigível a Longo Prazo)
- **E10** = fornecedores / ativo total
- **E13** = estoques / ativo total
- L1 = ativo circulante / passivo circulante
- **R13** = (lucro operacional + despesas financeiras) / (ativo total médio investimentos médios)
- **Observação**: Quando o denominador dos índices E9 e R29 for negativo, considerar o módulo como denominador e, também, acrescentar esse módulo ao numerador.

Quadro 4 – Adaptação do modelo de Silva (1997)

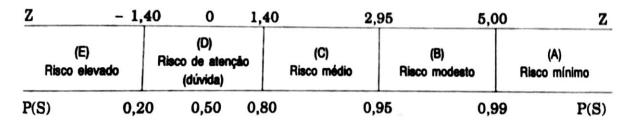
ORIGINAL	ADAPTAÇÃO		
E3 = (passivo circulante + exigível a longo	E3 = (Passivo Circulante + Passivo Não		
prazo) / ativo total	Circulante) / ativo total		
E9 = (variação do imobilizado) / (lucro	E9 = (imobilizado médio) / (lucro líquido +		
líquido + 0,1 x imobilizado médio - saldo de	0,1 x imobilizado médio + variação do		
correção monetária + variação do Exigível a	Passivo Não Circulante)		
Longo Prazo)			
E10 = fornecedores / ativo total	E10 = fornecedores / ativo total		
E13 = estoques / ativo total	E13 = estoques / ativo total		
L1 = ativo circulante / passivo circulante	L1 = ativo circulante / passivo circulante		
R13 = (lucro operacional + despesas	R13 = (lucro operacional + despesas		
financeiras) / (ativo total médio –	financeiras) / (ativo total médio –		
investimentos médios)	investimentos médios)		

Fonte: Elaborado pelo autor (2019).

Diferente dos demais modelos apresentados, Silva (1997) traz uma escala mais completa. O ponto crítico, ou ponto de separação entre a classificação das empresas boas entre as insolventes é o número zero. Além disso, para determinadas faixas de valores de Z, tem-se faixas de probabilidade de solvência das empresas (Figura 2), possibilitando ao analista ou gestor de crédito uma melhor medida de avaliação do risco de concessão de crédito a empresa.

Figura 2 – Escala de classificação de risco

# Escala de classificação de risco



Sendo: Z = valor da função Z ( $Z_{1i}$ ,  $Z_{2i}$ ,  $Z_{1c}$  ou  $Z_{2c}$ ) a ser obtido; P(S) = probabilidade de solvência da empresa.

Fonte: Silva (1997, p.301).

No livro Gestão e Análise de Risco de Crédito (Silva, 1997), é citado alguns dos benefícios e limitações do seu trabalho e uso do modelo. As principais vantagens do modelo são as seguintes:

- Modelo desenvolvido a partir de uma amostra grande e testado através de confirmação empírica;
- Utilização de métodos estatísticos para selecionar os melhores índices e definir seus respectivos pesos, traz um caráter objetivo ao trabalho, assim, o *feeling* do analista é focalizado em análises complementares ao modelo;
- 3. Ganho de agilidade pelos analistas e empresários na tomada de decisão, trazendo uma escala mais precisa para avaliação de risco de crédito;
- Confirmação de que alguns itens que são considerados como importantes não são necessariamente significativos na avaliação da saúde financeira da empresa.

Já as limitações do modelo são as seguintes:

- Com o decorrer dos anos, os índices financeiros e os pesos do modelo sofrem variações com base na conjuntura econômica que vai mudando;
- Os modelos não devem ser entendidos como um resultado único e certo, muito menos substituir o julgamento do analista, mas sim, servir como uma ferramenta em prol de uma análise mais completa;

Com relação aos resultados obtidos com o modelo de previsão de falência desenvolvido por Silva (1997), os resultados existentes na literatura são divergentes. No trabalho de Rebello (2010), o modelo Z1 de Silva foi o que obteve a melhor eficácia dentre todos os outros, identificando corretamente 100% das empresas solventes e 94,4% das empresas insolventes. Porém, no estudo de Pinheiro *et al.* (2007), a eficácia do modelo quanto a classificação das empresas insolventes foi de 50%. Por fim, Hirsch (2013) obteve uma acuracidade de 60% ao testar o modelo em empresas solventes.

Tabela 1 – Comparativo de modelos de previsão de insolvência com base na análise discriminante

Modelo	% empresas solventes classificadas corretamente pelo modelo	% empresas insolventes classificadas corretamente pelo modelo
Kanitz (1974)	80%	68%
Altman (1979)	83%	77%
Elizabetsky (1976)	74%	63%
Matias (1978)	70%	77%
Pereira da Silva (1982)	90%	86%

Fonte: Silva (1997).

Os testes do próprio autor demonstram que o seu modelo é mais eficaz que outros modelos de autores brasileiros (Tabela 1), tendo uma porcentagem de acerto maior. Porém, o autor ressalta que o estudo de modelos de previsão de insolvência tem levado a resultados inconsistentes, pois chega-se a pesos e varáveis diferentes em cada modelo.

Com isso, Silva conclui que os modelos possuem vida curta ou são muito susceptíveis a amostra que são desenvolvidos. Assim, convém usá-los com parcimônia e revisá-los periodicamente, como também é citado por Pinheiro *et al.* (2007). Para fins empresariais, o autor tem desenvolvido vários modelos para atender as necessidades especificas de bancos e empresas, utilizando essa ferramenta combinada com outros instrumentos (SILVA, 1997).

#### 2.6 MODELO DE MINUSSI, DAMACENA E NESS JR.

João Alberto Minussi, Cláudio Damacena e Walter Lee Ness Jr são professores com formação em ciências econômicas e fizeram um estudo sobre "*Um Modelo de Previsão de Solvência Utilizando Regressão Logística*". O objetivo deste estudo foi o de demonstrar a importância da aplicação de um modelo de previsão de insolvência para uma instituição financeira no processo de concessão de crédito (MINUSSI *et al.*, 2002).

A motivação para o estudo advém da realidade do mercado da época que indicava constantes inovações nas técnicas para aferir o risco de crédito. Diante desta premissa, o

trabalho dos autores buscou diferenciar-se dos trabalhos até então divulgados sobre previsão de falência, no que tange ao método estatístico de concepção do modelo, ao usar a regressão logística. Segundo os autores, o intuito foi o de alcançar resultados que possam contribuir para a modernização do processo de avaliação do crédito.

Diferente dos modelos já apresentados, este traz a regressão logística ou análise *logit* como ferramenta estatística para a criação do modelo. O modelo de análise *logit* assume que a probabilidade cumulativa de perda de um crédito esteja situada entre 0 e 1, e que a probabilidade de perda seja distribuída de forma logística. Essa técnica matemática modela a probabilidade de insolvência ou solvência, como variável dependente da equação, que é explicada por um conjunto de variáveis independentes, os indicadores financeiros (MINUSSI *et al.*, 2002).

E para realizar o estudo, a amostra de pesquisa foi constituída por empresas do setor industrial que são clientes de determinado banco. A classificação de quais empresas fazem parte do conjunto das solventes e insolvente foi feita a partir daquelas que possuíam os maiores limites de crédito (solventes) e as maiores inadimplências e/ou pendências (insolventes). Assim, o grupo das empresas solventes compunha 168 empresas industriais e o grupo das empresas insolventes ficou formado por 155 empresas industriais, totalizando 323 empresas na amostra (MINUSSI *et al.*, 2002).

Segundo Hair *et al.* (1998), conforme citado por Minussi *et al.* (2002), com o objetivo de se obter uma boa estimativa da eficiência classificatória do modelo, a amostra foi separada em duas partes: uma utilizada para treinamento do modelo, e outra para testar a eficácia da classificação. A amostra utilizada para treinamento contou com 194 empresas, número corresponde 60% do conjunto total de empresas da amostra, conforme sugerido por Hair *et al.*, (1998).

No que diz respeito a seleção das variáveis do modelo, primeiramente foi levantado 49 indicadores financeiros para o estudo e feito uma matriz de correlação entre os 49 indicadores com o objetivo de visualizar quais pares de indicadores estavam altamente correlacionados. Posteriormente, foram excluídos quatro indicadores devido sua alta correlação, pois não é desejável que exista alta correlação entre as variáveis independentes do modelo, visto que a regressão logística é sensível à colinearidade entre variáveis (Hair *et al.*, 1998 *apud* Minussi *et al.*, 2002). Por fim, foram feitos alguns ajustes nos cálculos dos indicadores, de maneira a evitar ou minimizar distorções resultantes de relações matemáticas, e se fez uso do método *stepwise*, na busca da melhor combinação de variáveis independentes (MINUSSI *et al.*, 2002).

Com isso, o modelo de regressão logística é escrito da seguinte forma (Figura 3):

Figura 3 - Modelo de Minussi et al. (2002)

$$P(Y=1) = \frac{1}{1 + e^{-g(x)}}$$

Fonte: Minussi et al. (2002).

Onde g(x) é dado pela Fórmula 5,

$$g(x) = 4,4728 - 1,659 X1 - 1,2182 X2 + 4,1434 X3 + 6,1519 X4 - 1,885 X5$$
 (5)

Sendo,

- x1 = (Passivo Circulante / Patrimônio Líquido) / Mediana Do Setor;
- **x2** = Investimento Operacional Em Giro / Vendas Líquidas;
- x3 = Saldo De Tesouraria / Vendas Líquidas;
- x4 = Estoques / Custo Das Mercadorias Vendidas; e
- **x5** = Obrigações Tributárias e Previdenciárias / Venda Média Mensal.

Quadro 5 – Adaptação do modelo de Minussi *et al.* (2002)

Original	Adaptação	
x1 = (Passivo Circulante / Patrimônio Líquido)	$x_1 = (Passivo Circulante / Patrimônio Líquido) /$	
/ Mediana Do Setor	[Mediana Do Setor (Passivo Circulante /	
	Patrimônio Líquido)]	
x2 = Investimento Operacional Em Giro /	/ $x^2 = (Ativo Circulante - Passivo Circulante) /$	
Vendas Líquidas	Receita Líquida Operacional	
x3 = Saldo De Tesouraria / Vendas Líquidas	x3 = (Ativo Circulante Financeiro – Passivo	
	circulante Financeiro) / Receita Líquida	
	Operacional	
x4 = Estoques / Custo Das Mercadorias	x4 = Estoques / Custo de Produto Vendido	
Vendidas		
x5 = Obrigações Tributárias e Previdenciárias	rias  x5 = Obrigações Sociais e Trabalhistas / Receita	
/ Venda Média Mensal	Líquida Operacional	

Fonte: Elaborado pelo autor (2019).

No Quadro 5 é apresentado as adaptações feitas para aplicação do modelo apresentado e a variável dependente (Y) indica se a empresa é solvente (Y=1) ou insolvente (Y=0) e a série de indicadores financeiros constituem o conjunto de variáveis independentes. No método de regressão logística, a probabilidade de ocorrência de um evento pode ser estimada diretamente pelo cálculo de P(Y=1), assim como é possível estimar a probabilidade de não ocorrência:

$$P(Y = 0) = 1 - P(Y = 1)$$
 (6)

Para utilizar o modelo de regressão logística na classificação de empresas no estado de solventes (Y=1) ou insolventes (Y=0) a regra de classificação do ponto crítico é a seguinte (MINUSSI *et al.*, 2002):

- Para P(Y=1) > 0.5 então classifica-se Y=1;
- Caso contrário classifica-se Y=0.

A partir disso, o modelo foi aplicado na amostra de teste e avaliado quanto a eficácia da classificação de solvência das empresas, como mostra a Tabela 2:

Tabela 2 – Classificação das empresas pelo modelo econométrico obtido

Grupo observado	Grupo predito			
	Insolventes	Solventes	Total	% de acerto
Insolventes	60	2	62	96,77
Solventes	0	67	67	100,00
Total	60	69	129	98,45

Fonte: Minussi et al. (2002).

Com relação ao perfil dos indicadores selecionados no modelo de previsão, deve ser destacada a inclusão de um índice de liquidez (X5) relacionada com obrigações tributárias e previdenciárias que, até o momento, não consta na literatura de análise de balanços. Também, constata-se a forte influência no modelo de indicadores financeiros relacionados ao capital de giro integrantes do chamado Modelo Fleuriet, pois das seis variáveis da equação, duas (X2 e X3) representam o cerne deste modelo. E em relação a (X1), este é um indicador de estrutura financeira, onde em sua apuração foi utilizado a relação com a respectiva mediana do setor de origem da empresa e (X4) é um cociente de liquidez (MINUSSI *et al.*, 2002).

#### 2.7 MODELO DE GUIMARÃES E MOREIRA

Entre os modelos de análise de insolvência mais recentes está o resultante do estudo de Ailton Guimarães e de Tito Belchior Silva Moreira, publicado em 2008. O primeiro autor é analista do Banco Central do Brasil e possui mestrado em Economia pela Universidade Católica de Brasília – UCB e o segundo autor é professor-doutor do Departamento de Economia da UCB. A obra escrita intitula-se: "Previsão de Insolvência: Um Modelo Baseado em Índices Contábeis com Utilização da Análise Discriminante" e tem por resultado um modelo preditivo de insolvência de empresas (GUIMARÃES; MOREIRA, 2008).

A problematização do trabalho gira em torno da estimação de uma função que melhor discrimine empresas solventes e insolventes. Por isso, o evento modelado foi o estado de insolvência ou iliquidez das empresas um ano antes da sua ocorrência. Com isso, o estudo feito pelos autores teve como objetivo modelar o comportamento das empresas antes da entrada no estado de insolvência, declarado (concordata ou falência) ou presumido (passivos maior que os ativos) e, a partir daí, construir um modelo que possibilitasse a previsão desse evento (GUIMARÃE; MOREIRA, 2008).

Para isto, foi selecionado uma amostra de 116 empresas de capital aberto, no período 1994 a 2003. As empresas faziam parte de 17 setores diferentes, sendo que nenhum destes setores eram empresas financeiras. Os dados foram retirados do Sistema de Análise de Balanços de Empresas – SABE, construído pelo Instituto Brasileiro do Mercado de Capitais – IBMEC. A partir disso, classificou-se as empresas ruins como sendo as empresas que entraram em estado de insolvência e as outras empresas da amostra foram classificadas como boas.

Posteriormente, a amostra foi separada em duas partes, uma utilizada para desenvolvimento do modelo e outra para validação do modelo, assim como foi feito no trabalho de Minussi *et al.*, (2002). Cada parte da amostra utilizada fizera uso de 70 empresas para desenvolver o modelo e de 46 empresas para validar o modelo. A subdivisão em número par de empresas foi feita, pois a metade de cada parte são empresas solventes e a outra metade de empresas insolventes. Esse tipo de amostra, denominado amostra emparelhada, é constituído pelos elementos que possuem possíveis fatores ou fontes de variabilidade, como o setor de origem ou volume de ativos. Assim, os autores buscaram excluir estes fatores externos que poderiam interferir nos resultados esperados.

Já a escolha das variáveis do estudo foi baseada em resultados de trabalhos de outros autores como: Sanvicente e Minardi (1998), Caouette, Altman e Narayanam (1999) e Harris e

Raviv (1991), que serviram como base para a seleção dos indicadores financeiros. Assim, Guimarães e Moreira (2008) chegaram a 12 possíveis índices financeiros para o modelo desenvolvido:

- **EstA** = Capital de Giro Líquido / Ativo Total;
- **AGRen** = (Ativo total Ativos não geradores de renda);
- **ACir** = Tamanho do Ativo Circulante;
- **EstC** = (Passivo Circulante + Exigível a Longo Prazo) / Patrimônio Líquido;
- **MCPd** = (Patrimônio Líquido Ativos de Baixa Liquidez);
- **AFRLP** = Ativo Total Passivo Circulante;
- **EBITCT** = EBIT / (Passivo Circulante + Exigível a Longo Prazo);
- **ReCP** = Lucro Líquido / (Patrimônio Líquido / Índice de Inflação);
- **RORL** = (Lucro Operacional Despesas Financeiras) / Receitas Líquidas;
- **Liq** = (Ativo Circulante / Ativo Total) (Passivo Circulante / Passivo Total);
- **ROACir** = Receita Operacional Líquida / Ativo Circulante; e
- **EVARL** = EVA / Receita Líquida.
- **Observação:** EBIT = Earnings Before Interest and Tax e EVA = Economic Value Added ou Valor Econômico Agregado.

Os autores seguiram as sugestões de Hair *et al.* (2005) sobre alguns procedimentos para correção de problemas de normalidade, homocedasticidade e linearidade dos índices financeiros. Por isso, algumas transformações foram aplicadas às variáveis do estudo de acordo com estes procedimentos sugeridos. E a partir da análise discriminante foi determinado aqueles índices com maior poder de explicação sobre o evento modelado, como é mostrado pela Fórmula 7 e no Quadro 6 verifica-se a adaptação feita para aplicação do modelo:

$$Y = 0.526 + 1.6791 X1 - 1.8309 X2 + 0.012 X3 + 2.0812 X4$$
 (7)

Sendo,

- **x1** = EstA = Capital de Giro Líquido / Ativo Total;
- x2 = EstC = (Passivo Circulante + Exigível a Longo Prazo) / Patrimônio Líquido;
- x3 = Raiz Cúbica (MCPd) = (Patrimônio Líquido Ativos de Baixa Liquidez)
   1/3;
- x4 = EBITCT = EBIT / (Passivo Circulante + Exigível a Longo Prazo);

Para chegar nesse modelo, foram utilizados os dados dos balanços financeiros das empresas ruins e boas. Para as empresas ruins, foram extraídos os dados dos demonstrativos contábeis referentes a um ano antes da firma entrar em insolvência. Para as empresas boas, as informações foram extraídas com base no mesmo setor e do mesmo ano da empresa ruim. E o ponto crítico deste modelo é o valor zero. Caso Y>0 a empresa é classificada como provável solvente e caso Y<0 a empresa tem maiores chances de entrar em insolvência.

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

Original	Adaptação
x1 = Capital de Giro Líquido / Ativo	x1 = (Ativo Circulante – Passivo Circulante)
Total	/ Ativo Total
x2 = (Passivo Circulante + Exigível a	x2 = (Passivo Circulante + Passivo Não)
Longo Prazo) / Patrimônio Líquido	Circulante) / Patrimônio Líquido
x3 = (Patrimônio Líquido – Ativos de	x3 = (Patrimônio Líquido - Ativo Não)
Baixa Liquidez) ^ 1/3	Circulante) ^ 1/3
x4 = EBIT / (Passivo Circulante +	x4 = LAJIR / (Passivo Circulante + Passivo
Exigível a Longo Prazo)	Não Circulante)

Fonte: Elaborado pelo autor (2019).

O modelo proposto apresentou índice global de acerto de 88,6%, valor superior a resultados de alguns modelos construídos no passado que utilizaram a análise discriminante como ferramenta estatística (Tabela 3). Um diferencial deste estudo foi a inclusão de empresas

com patrimônio líquido negativo no grupo das empresas ruins, pois trabalhos anteriores consideravam como empresas insolventes somente aquelas com concordata ou falência decretada. Segundo os autores, o modelo proposto possui robustez estatística o que o credencia como ferramenta importante na gestão de risco de crédito das empresas (GUIMARÃES; MOREIRA, 2008).

Tabela 3 – Percentual de acerto de modelos construídos com análise discriminante

Autor	Ano do desenvolvimento do modelo	Quantidade de empresas analisadas		Setor	Anos antes da quebra	Percentual de acerto (%)
		Boas	Ruins			
Altman	1968	33	33	Diversos	1	93,9
Elizabetsky	1976	274	99	Confecções	1	69
Matias	1978	50	50	Diversos	1	74
Altman	1979	35	23	Diversos	1	80
Pereira	1982	194	61	Indústria	1	74
Pereira	1982	40	18	Comércio	1	79
Barth	2003	726	726	Diversos	1	72

Fonte: Guimarães e Moreira (2008).

## 2.8 ANALISE COMPARATIVA ENTRE OS MODELOS

Em suma, o Quadro 7 apresenta as principais características dos modelos apresentados acima:

Quadro 7 – Características dos Modelos de previsão de insolvência

Modelo	Características dos Modelos
Kanitz (1978)	<ul> <li>Precursor, no Brasil, do estudo sobre previsão de insolvência</li> <li>Modelo desenvolvido a partir da análise discriminante</li> <li>Fez uso de 5.000 mil balanços financeiros para testar 56 indicadores financeiros</li> <li>Desenvolveu uma escala para classificar as empresas (Termômetro de Kanitz)</li> <li>O modelo foi desenvolvido numa amostra de 42 empresas (50% de empresas solventes e 50% de empresas insolventes</li> <li>Três das cinco variáveis do modelo são índices de liquidez</li> <li>É um modelo antigo, de 1978, pode estar desatualizado</li> </ul>
Altman, Baidya e Dias (1979)	<ul> <li>Altman é um dos precursores, no EUA, do estudo sobre previsão de insolvência</li> <li>Modelo desenvolvido a partir da análise discriminante</li> <li>O modelo foi desenvolvido numa amostra de 58 empresas (35 empresas solventes e 23 empresas insolventes)</li> <li>O modelo possui como ponto crítico o valor zero</li> <li>O modelo brasileiro sofreu adaptações de variáveis do modelo original de Altman</li> <li>Três das quatro variáveis do modelo são influenciadas pelo ativo total</li> <li>É um modelo antigo, de 1979, pode estar desatualizado</li> </ul>

Silva (1997)	<ul> <li>Modelo desenvolvido a partir da análise discriminante</li> <li>Segmentou o modelo entre setores industrial e comercial</li> <li>Modelo foi concebido com base em empresas da região paulista</li> <li>O modelo foi desenvolvido numa amostra de 313 empresas (259 empresas solventes e 160 empresas insolventes)</li> <li>Fez uso de 83 indicadores financeiros para desenvolver o modelo</li> <li>Desenvolveu modelos para prever 1 anos e 2 anos antes da falência</li> <li>Desenvolveu uma escala completa para classificar as empresas</li> <li>É um modelo antigo, de 1997, pode estar desatualizado</li> </ul>
Minussi <i>et al</i> . (2002)	<ul> <li>Modelo desenvolvido a partir da regressão logística</li> <li>Separa a amostra num grupo de controle e outro de teste</li> <li>O modelo foi desenvolvido numa amostra de 323 empresas (168 empresas solventes e 155 empresas insolventes)</li> <li>60% da amostra total foi usada para desenvolver o modelo, a outra para testar</li> <li>Realizou ajustes de correção de algumas variáveis</li> <li>Utiliza bastante índices da DRE</li> <li>Quatro das cinco variáveis do modelo são influenciadas por índices da DRE</li> <li>Desenvolvimento do modelo a partir de amostra do setor industrial</li> </ul>
Guimarães e Moreira (2008)	<ul> <li>Modelos mais recente de todos deste estudo</li> <li>Modelo desenvolvido a partir da análise discriminante</li> <li>O modelo foi desenvolvido numa amostra de 116 de 17 setores da economia</li> <li>Parte da amostra (70 empresas) foi usada para desenvolver o modelo e a outra parte (46 empresas) foi usada para testar o modelo. Cada parte possui o mesmo número de empresas solventes e insolventes</li> <li>As variáveis do seu modelo foram escolhidas a partir de outros trabalhos</li> <li>O modelo possui como ponto crítico o valor zero</li> <li>Realizou procedimentos de correção da normalidade de algumas variáveis</li> <li>Incluiu em seu estudo empresas com patrimônio líquido negativo como parte do grupo de empresas insolventes</li> </ul>

Fonte: Elaborado pelo autor (2019).

Para o modelo de Kanitz, Silva acredita que um dos fatores que fez com que o modelo tivesse 3 índices financeiros relacionados a liquidez é decorrente da época do estudo, onde a economia brasileira passava pelo "milagre brasileiro". Nessa época o crescimento era grande e para suportar a expansão era requerido fortes investimentos em capital fixo e de giro, por isso, os índices de liquidez teriam maior peso e influencia dentro os vários índices (SILVA, 1997). Mesmo Kanitz testando seu modelo proposto, o autor chama a atenção para o fato de que os modelos possuem melhor desempenho que os índices isoladamente (KANITZ, 1978).

O modelo de Guimarães e Moreira (2008) se destaca por ser o modelo mais recente deste estudo, por utilizar variáveis utilizadas por outros autores, além de incluir empresas com patrimônio líquido negativo como parte do grupo de empresas insolventes em seu estudo. Já o modelo de Minussi *et al.* (2002) se destaca por ter sido desenvolvido no setor industrial, também

pelo o tamanho amostral para desenvolver o modelo e por utilizar da técnica estatística da regressão logística para desenvolver seu trabalho.

Com relação ao método da análise discriminante, 4 dos 5 modelos estudados fazem uso deste método, possivelmente a vantagem crucial da análise discriminante, nos modelos de classificação de problemas, é a possibilidade de analisar um perfil conjunto das variáveis de cada empresa, ao invés de analisar uma de cada vez, como se faria em uma análise univariada. Combinações de índices financeiros podem ser analisadas em conjunto e ponderadas objetivamente, de forma a remover os elementos subjetivos e as possíveis ambiguidades inerentes aos procedimentos tradicionais de análise de índices financeiros. (ALTMAN; BAIDYA; DIAS, 1979).

### 3 METODOLOGIA

Este trabalho pode ser classificado da seguinte forma, quanto a sua metodologia: do ponto de vista da sua natureza, é uma pesquisa aplicada, pois objetiva gerar conhecimento prático através da aplicação de modelos de previsão de insolvência de empresas; quanto ao seu objetivo, é uma pesquisa descritiva, porque propõe a descrição das características dos modelos de previsão, assim como, seus desempenhos (GIL, 1991).

Com relação ao método, este trabalho está dividido em 5 etapas (Figura 4): (i) Identificar empresas brasileiras insolventes em diferentes setores da economia; (ii) Identificar empresas solventes que sirvam como amostra de controle na análise das empresas insolventes; (iii) Coletar os dados dos demonstrativos financeiros de todas as empresas selecionadas; (iv) Aplicar os modelos de previsão de insolvência para o conjunto de empresas de cada setor da economia identificado; e (v) Analisar os resultados dos modelos de previsão de insolvência para cada conjunto de empresas.

Etapa 1 - Identificar empresas brasileiras insolventes em diferentes setores da economia

Etapa 2 - Identificar empresas solventes que sirvam como amostra de controle na análise das empresas insolventes

Etapa 3 - Coletar os dados dos demonstrativos financeiros de todas as empresas selecionadas

Etapa 4 - Aplicar os modelos de previsão de insolvência para o conjunto de empresas de cada setor da economia identificado

Etapa 5 - Analisar os resultados dos modelos de previsão de insolvência para cada conjunto de empresas

Fonte: Elaborado pelo autor (2019).

### Etapa 1 - Identificar empresas brasileiras insolventes em diferentes setores da economia.

Nesta etapa é feita a busca por empresas insolventes para realização do estudo. A busca é realizada por empresas insolventes de diferentes setores e que entraram em insolvência em períodos diferentes. O critério para uma empresa ser considerada insolvente pode ser o pedido de recuperação judicial ou, na ausência desta, o pedido de falência da empresa.

Este trabalho utilizou o banco de dados da CVM (Comissão dos Valores Mobiliários) para identificar quais empresas estavam insolventes e foi considerado que uma empresa está insolvente quando a mesma solicitou um pedido de Recuperação Judicial (RJ). Entretanto, essa base de dados não fornece a informação de quando a empresa solicitou tal pedido, por isso, o ano de pedido de RJ foi encontrado em notícias publicadas online.

A determinação de qual setor cada empresa pertencia foi realizada pela classificação do software Economática. Vale ressaltar que neste software, buscando uma classificação mais acurada, foi utilizada a classificação por subsetor da economia. Também foi feita a escolha de apenas uma empresa insolvente para cada subsetor, devido à dificuldade de encontrar empresas em Recuperação Judicial e com dados disponíveis no Economática.

# Etapa 2 – Identificar empresas solventes que sirvam como amostra de controle na análise das empresas insolventes.

É feita uma pesquisa a fim de selecionar empresas solventes do mesmo setor econômico escolhido anteriormente. Para selecionar as empresas é preciso determinar qual critério será usado ao determinar o porte de cada uma. Nesta etapa é feita uma busca por empresas que se encontravam solventes no período em que as empresas selecionadas na Etapa 1 entraram em insolvência, para formar amostras de controle.

Neste estudo, a identificação das empresas solventes foi realizada no software Economática com base no subsetor e filtrado pelo tamanho do ativo (Quadro 8). As empresas marcadas com o símbolo (\*) ao lado de seu nome estavam em Recuperação Judicial.

Para cada empresa insolvente, são selecionadas ao menos duas empresas solventes no mesmo período, que pertençam ao mesmo setor e que apresentem tamanho de ativo total semelhantes. Assim, foi possível associar cada empresa em RJ, encontrada na etapa anterior, com pelo menos duas empresas solventes do mesmo subsetor e de porte de ativos semelhantes.

Quadro 8 - Empresas selecionadas para estudo, subsetor e tamanho do ativo total

Nome de emprese	SubSotor Bouesna	Tamanho do Ativo
Nome da empresa	SubSetor Bovespa	Total em Milhares
Gafisa	Construção Civil	2.407.522,00
João Fortes	Construção Civil	1.754.147,00
PDG Realt *	Construção Civil	2.199.565,00
Rossi Resid	Construção Civil	2.347.534,00
Duque *	Siderurgia e Metalurgia	200.000,00
Mangels	Siderurgia e Metalurgia	366.114,00
Panatlantica	Siderurgia e Metalurgia	937.757,00
Tekno	Siderurgia e Metalurgia	206.391,00
Cedro	Tecidos Vestuários e Calçados	780.911,00
Teka *	Tecidos Vestuários e Calçados	962.795,00
Dohler	Tecidos Vestuários e Calçados	720.990,00
Mundial	Tecidos Vestuários e Calçados	1.016.249,00
Libra *	Transporte	800.000,00
Log-in	Transporte	1.330.105,00
Tegma	Transporte	899.895,00

Fonte: Elaborado pelo autor (2019).

O objetivo de comparar empresas de porte similares foi evitar distorções na aplicação dos modelos de previsão de insolvência ao comparar os resultados da empresa insolvente e sua amostra de controle. Como demonstrado no Quadro 8, as empresas não apresentam exatamente o mesmo tamanho de ativos, pois além da dificuldade de encontrar empresas em RJ, também houve dificuldades ao encontrar empresas solventes com porte de ativos bem próximos. Porém, essa aproximação feita se justifica quando analisado o tamanho de ativos de outras empresas do mesmo subsetor. Como exemplo, para o Subsetor de Siderurgia e Metalurgia, há empresas como a Gerdau e Usiminas que apresentam valores de 51.125.256,00 e 26.165.716,00 de ativo total em milhares, respectivamente. Assim, tais empresas dominam o mercado o qual estão inseridos e não foram usadas como amostra deste estudo devido ao porte muito menor da Duque, empresa insolvente deste Subsetor.

# Etapa 3 - Coletar os dados dos demonstrativos financeiros de todas as empresas selecionadas.

Nesta etapa ocorre a extração dos dados dos balanços financeiros das empresas selecionadas nas etapas anteriores. A coleta consiste no período de dados de 3 anos anteriores ao ano do pedido de recuperação judicial e de 8 trimestres anteriores ao pedido de recuperação judicial. Assim, se uma empresa entrou no estado de insolvência em 2013, foram extraídos os relatórios financeiros de 2012, 2011 e 2010 das empresas solventes e insolventes. Também é feita uma padronização dos dados para posterior aplicação dos modelos na próxima etapa.

A extração dos balanços financeiros foi efetuada a partir do software Economática. Neste trabalho foram extraídas as demonstrações contábeis consolidadas das empresas controladoras. Com isso, buscou-se evitar a interferência do comportamento de coligadas ou controladas ao aplicar os modelos de previsão de insolvência na próxima etapa. Já para executar a padronização dos dados foi realizado um tratamento dos dados inconsistentes, além de uma formatação sem alterar os valores fornecidos pelo Economática.

# Etapa 4 - Aplicar os modelos de previsão de insolvência para o conjunto de empresas de cada setor da economia identificado.

Ao ter em mãos os dados dos balanços das empresas em análise, aplicar os modelos de previsão de insolvência. Como os modelos foram concebidos para uma aplicação anual, ao aplicar os modelos para cada trimestre é necessário adaptá-los.

A aplicação consistiu em duas partes, a primeira parte consiste na aplicação para os 3 anos anteriores ao ano do pedido de recuperação judicial e a segunda parte foi aplicar os modelos para os 8 trimestres anteriores ao pedido de recuperação judicial. O presente estudo buscou diferenciar-se da bibliografia consultada para embasamento teórico ao aplicar os modelos para cada trimestre, além de uma aplicação anual. Para realizar esta etapa, fez-se necessário adaptar alguns modelos. Por exemplo, ao calcular o modelo de Silva (1997) é solicitado realizar a média de alguns valores do balanço financeiro, no caso da aplicação trimestrais, foi feita a diferença entre o trimestre atual e o trimestre anterior analisado. No caso da aplicação anual, foi feita a média dentro do mesmo ano em análise.

# Etapa 5 - Analisar os resultados dos modelos de previsão de insolvência para cada conjunto de empresas.

Posterior aos resultados obtidos é feita algumas comparações dos resultados dos modelos. Os resultados são avaliados quanto a eficácia de previsão anual e trimestral, levando em consideração cada setor da economia escolhido, assim como o resultado geral dos modelos.

Este trabalho fez uso de tabelas e gráficos como meio de identificar lacunas de eficácia entre os modelos e lacunas de eficácia dentro de cada subsetor escolhido. Também foram feitas análises comparando os resultados anuais e trimestrais da aplicação de cada modelo.

Como cada modelo aplicado apresenta sua escala para determinar a insolvência de uma empresa, foram feitas considerações quanto ao ponto crítico de alguns modelos. Para o modelo de Silva (1997), a fim de equiparar seus resultados com os outros modelos, foi considerado que

o ponto crítico será o valor zero, o que na prática representa que a empresa analisada tem 50% de probabilidade de insolvência. Já para o modelo de Kanitz (1978), a zona de penumbra é considerada pelo autor como uma zona de incerteza quanto à eficácia do modelo, por isso, foi considerado que se o resultado da aplicação se enquadrar nesta zona, a empresa encontra-se insolvente. Por fim, no modelo de Minussi *et al.* (2002), alguns valores dos resultados não foram exatamente valores de zero (0) ou um (1), como prediz o modelo. Porém, os autores também citam que se o resultado for maior que meio (0,5) a empresa pode ser considerada solvente, caso contrário, insolvente.

Com isso, na próxima seção são apresentadas as análises feitas neste estudo, com base nas empreses selecionadas, seguindo as etapas descritas.

### **4 RESULTADOS**

Nesta seção são apresentados os resultados obtidos após a aplicação da metodologia desenvolvida neste trabalho. As análises consistem em gráficos e comentários relacionando os dados e o que foi visto na bibliografia estudada. A secção foi dividida em cada setor econômico em que foram aplicados os modelos e ao final da secção foi feita uma comparação entre a eficácia global de cada modelo.

Os resultados encontrados para aplicação dos modelos em cada um dos subsetores são descritos abaixo e apresentados nos Gráficos 1 a 10.

## 4.1 CONSTRUÇÃO CIVIL

Abaixo são apresentados os resultados para o subsetor da Construção Civil, para análise anual e trimestral de cada modelo. Os Gráficos 1 e 2 resumem o percentual de acerto para cada modelo ao avaliar a empresa insolvente e as empresas solventes.

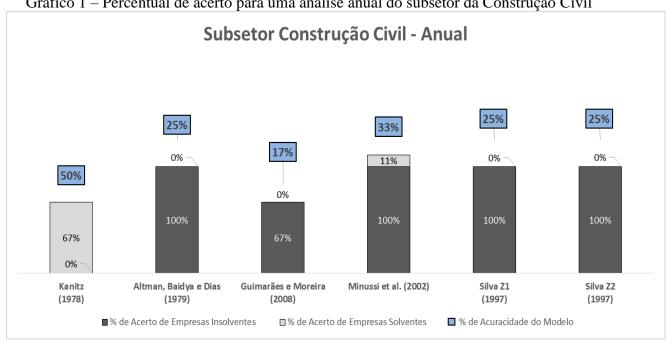


Gráfico 1 – Percentual de acerto para uma análise anual do subsetor da Construção Civil

Fonte: Elaborado pelo autor (2019).

Os modelos obtiveram, em sua maioria, bons resultados ao identificar a empresa em situação de insolvência, considerando os dados anuais. Mesmo tendo uma baixa assertividade em identificar empresas solventes, a maioria dos resultados não levaria o tomador de decisão para um investimento de risco. Porém, vale ressaltar que os modelos apresentaram resultados

muito unilaterais para este subsetor, pois ao serem aplicados apresentaram critérios muito rigorosos, de forma que alguns tiveram 100% de acerto para as empresas insolventes e 0% para as empresas solventes, como pode ser evidenciado pela baixa acuracidade total de cada modelo para este subsetor da economia. Já o modelo de Kanitz (1978) apresentou o melhor resultado para analisar empresas solventes, entretanto não conseguiu identificar em nenhum período a situação de insolvência da empresa PDG Realt.

Os resultados podem ter sido afetados pela característica deste mercado. Ao analisar os balanços contábeis, todas as empresas apresentam o LAJIR e o Resultado Líquido negativos, além de ser um setor onde o Passivo Não Circulante é alto. Como esses dados são considerados por alguns dos modelos apresentados, isso pode influenciar seus resultados, pois até mesmo as empresas solventes possuem estes dados com valores negativos.

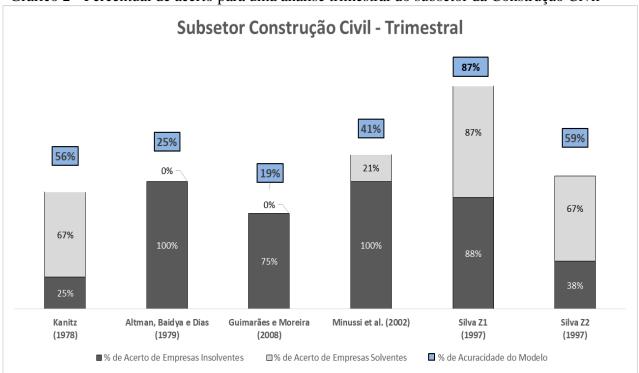


Gráfico 2 - Percentual de acerto para uma análise trimestral do subsetor da Construção Civil

Fonte: Elaborado pelo autor (2019).

Para os resultados apresentados em uma análise trimestral ocorreu a mesma tendência que a análise anual. Também, o modelo de Silva Z1 (1997) para uma análise um ano antes da insolvência apresentou bons resultados para identificar empresas solventes e insolvente quase atingindo a acuracidade ideal para qualquer modelo que seria 100% de acertos em identificar empresas solvente e insolvente. Além disso, o modelo apresentou uma melhora significativa em uma análise trimestral comparada a análise anual, pois identificou 87% das vezes uma

empresa solvente, sendo que anteriormente não conseguiu identificar nenhuma. Para o modelo de Kanitz (1978) também houve uma pequena melhora para identificar a empresa insolvente.

### 4.2 SIDERURGIA E METALURGIA

Abaixo são apresentados os resultados para o subsetor da Siderurgia e Metalurgia, para análise anual e trimestral de cada modelo. Os Gráficos 3 e 4 resumem o percentual de acerto para cada modelo ao avaliar a empresa insolvente e as empresas solventes.

Metalurgia Subsetor Siderurgia e Metalurgia - Anual 83% 75% 67% **75**% 67% 78% **25**% 67% 0% 33% 89% 33% 100% 100% 100% 67% Altman, Baidya e Guimarães e Minussi et al. Silva Z1 Silva Z2 Kanitz (1978)Dias (1979) Moreira (2008) (2002)(1997)(1997)■% de Acerto de Empresas Insolventes 🔲% de Acerto de Empresas Solventes 🔲% de Acuracidade do Modelo

Gráfico 3 - Percentual de acerto para uma análise anual do subsetor da Siderurgia e Metalurgia

Fonte: Elaborado pelo autor (2019).

Para este subsetor era esperado um bom desempenho dos modelos de Minussi *et al.* (2002) e de Silva Z1 (1997) e Silva Z2 (1997), visto que, são modelos desenvolvidos no setor industrial. Para o primeiro modelo, os resultados foram bem positivos, pois dentre todos os outros deste subsetor foi o que apresentou melhor eficácia em avaliar empresas solventes e insolvente. Já com relação ao segundo modelo, este somente apresentou bons resultados para avaliar a empresa insolvente e com um ano de antecedência (Z1), totalizando uma acuracidade de acerto de 25%.

Outro modelo que apresentou bons resultados foi o de Guimarães e Moreira (2008), visto que foi eficaz em 100% da amostra da empresa insolvente e 67% da amostra de empresas solventes. Por fim, mais uma vez o modelo de Kanitz (1978) apresentou bons resultados para identificar empresas solventes, porém o resultado para empresas insolventes levaria a um investimento ou análise errônea para 77% das vezes.

Metalurgia SubsetorSiderurgia e Metalurgia - Trimestral 81% 69% 66% 50% 75% 58% 54% 69% 33% 34% 88% 38% 100% 100% 100% 100% Kanitz Altman, Baidya e Minussi et al. Silva Z1 Silva Z2 Guimarães e (1978)Dias (1979) Moreira (2008) (2002)(1997)(1997)■ % de Acerto de Empresas Insolventes □ % de Acerto de Empresas Solventes □ % de Acuracidade do Modelo

Gráfico 4 - Percentual de acerto para uma análise trimestral do subsetor da Siderurgia e Metalurgia

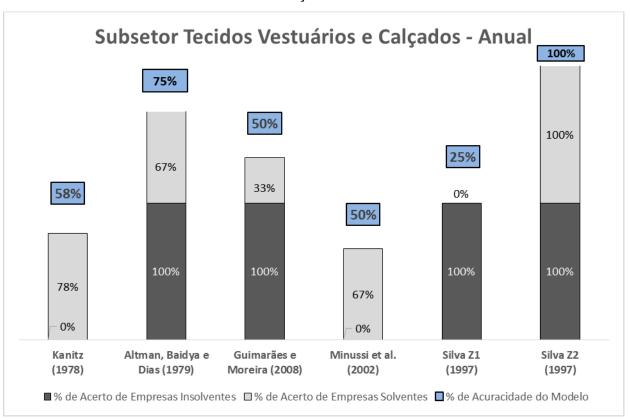
Fonte: Elaborado pelo autor (2019).

Para uma análise trimestre a trimestre os resultados seguiram o mesmo comportamento. O principal diferencial foi o modelo de Silva Z1 (1997) que apresentou melhores resultados para identificar empresas solventes quando comparado a uma análise anual, partindo de uma acuracidade de 25% para 66% neste subsetor. O modelo de Altman, Baidya e Dias (1979) melhorou seus resultados para identificar a empresa insolvente, porém retraiu na assertividade em identificar empresas solventes.

# 4.3 TECIDOS, VESTUÁRIOS E CALÇADOS

Abaixo são apresentados os resultados para o subsetor de Tecidos, Vestuários e Calçados, para análise anual e trimestral de cada modelo. Os Gráficos 5 e 6 resumem o percentual de acerto para cada modelo ao avaliar a empresa insolvente e as empresas solventes.

Gráfico 5 - Percentual de acerto para uma análise anual do subsetor de Tecidos, Vestuários e Calçados

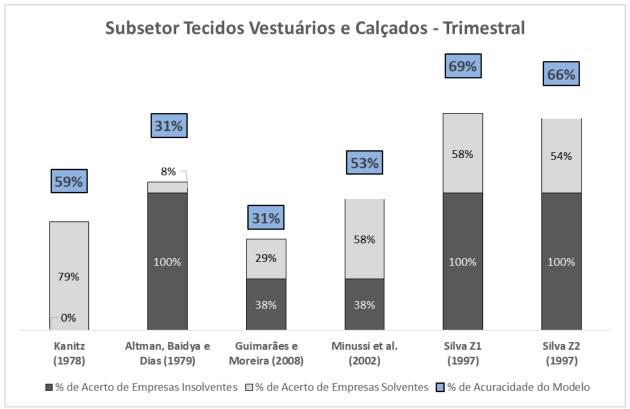


Fonte: Elaborado pelo autor (2019).

Primeiramente, observa-se que o modelo de Silva Z2 (1997) apresentou 100% de acuracidade, sendo a única ocorrência entre todas as análises. Novamente, Silva Z1 (1997) e Kanitz (1978) apresentaram resultados consistentes ao identificar, respectivamente, a empresa insolvente e as empresas solventes. Altman, Baidya e Dias (1979) obteve altas porcentagens de acerto acumulado em todas as empresas analisadas até o momento e Guimarães e Moreira (2008), assim como no Subsetor de metalurgia e siderurgia, obtive 100% de eficácia ao analisar a empresa insolvente. Também, durante todo o estudo, este foi o único caso que o modelo de

Minussi *et al.* (2002) não conseguiu identificar, em nenhum período, a empresa insolvente, mesmo obtendo ao final uma acuracidade de 50%.

Gráfico 6 - Percentual de acerto para uma análise trimestral do subsetor de Tecidos, Vestuários e Calçados



Fonte: Elaborado pelo autor (2019).

Ao aplicar os modelos em uma análise trimestral o modelo Silva Z1 (1997) apresentou melhores resultados para identificar empresas solventes em uma análise trimestral. O modelo demonstra ser rigoroso em seus resultados, porém numa análise trimestre a trimestre essa rigorosidade se mantem e ainda consegue identificar melhor as empresas solventes que numa análise anual. E para os modelos de Silva Z2 (1997), Altman, Baidya e Dias (1979) e Guimarães e Moreira (2008) houve um decréscimo na acuracidade total dos modelos para uma aplicação trimestral comparada a aplicação anual.

### **4.4 TRANSPORTE**

Abaixo são apresentados os resultados para o subsetor de Transporte, para análise anual e trimestral de cada modelo. Os Gráficos 7 e 8 resumem o percentual de acerto para cada modelo ao avaliar a empresa insolvente e as empresas solventes.

Subsetor de Transporte - Anual 67% 67% 78% 44% 56% 50% 50% 17% 44% 100% 67% 50% Kanitz Minussi et al. (2002) Silva Z1 Silva Z2 Altman, Baidva e Dias Guimarães e Moreira (1978)(1979)(2008)(1997)(1997)■ % de Acerto de Empresas Solventes ■ % de Acerto de Empresas Insolventes ■ % de Acuracidade do Modelo

Gráfico 7 - Percentual de acerto para uma análise anual do subsetor de Transporte

Fonte: Elaborado pelo autor (2019).

O modelo de Altman, Baidya e Dias (1979) obteve a segunda melhor acuracidade total neste Subsetor, empatando com o modelo de Silva Z2 (1997). Novamente os dois modelos de Silva (1997) apresentaram 100% de acerto para identificar a empresa insolvente em todos os períodos analisados.

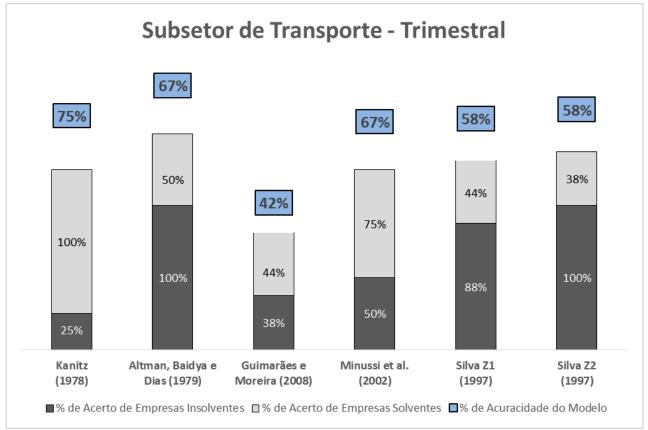


Gráfico 8 - Percentual de acerto para uma análise trimestral do subsetor de Transporte

Fonte: Elaborado pelo autor (2019).

Neste setor o modelo de Kanitz (1978) apresentou 100% de acerto tanto para uma aplicação anual e trimestral, porém este modelo demonstra dificuldades ao identificar empresas insolventes. Ao contrário, o modelo de Altman, Baidya e Dias (1979) obteve 100% de acerto ao identificar a empresa insolvente neste Subsetor.

## 4.5 ANÁLISE COMPARATIVA FINAL

Nesta subsecção, é apresentado os resultados agregados de todos os subsetores para cada modelo. O objetivo é comparar os modelos entre si e entre as análises anuais e trimestrais. Os Gráficos 9 e 10 mostram um resumo dos resultados para a análise anual e trimestral de cada modelo aplicado.

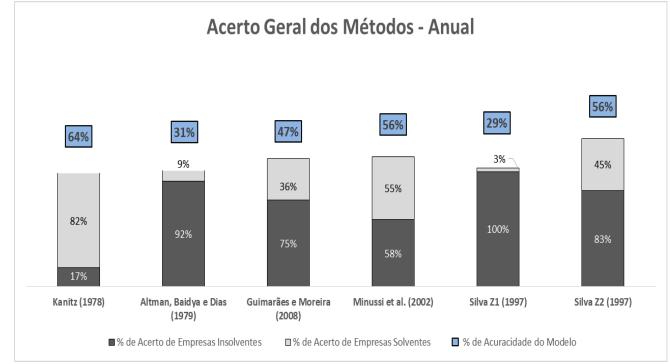


Gráfico 9 - Percentual de acerto geral anual de todos os subsetores para cada modelo

Fonte: Elaborado pelo autor (2019).

O modelo de Kanitz (1978), apresentou o melhor resultado para identificar empresas solventes e o pior resultado para indicar as empresas insolventes, demonstrando a baixa rigorosidade do modelo, mesmo obtendo a maior acuracidade dentre todos os modelos. A alta assertividade em identificar empresas solventes e a deficiência em identificar empresas insolventes também é confirmada nos trabalhos de Birolo *et. al.* (2011), Silva e Panichi (2017) e Rebello (2010).

O modelo de Silva Z2 (1997), apresentou melhores resultados que Silva Z1 (1997) para indicar empresas solventes. O que contrapõe o resultado do trabalho de Rebello (2010), no qual Silva Z1 (1997) apresentou melhores resultados que Silva Z2 (1997). De qualquer forma, os modelos de Silva (1997) demonstraram ser muito rigorosos em seus critérios, este comportamento dos resultados também pode ser visto no modelo de Altman, Baidya e Dias (1979), assim como, nos trabalhos de Pinheiro *et al.* (2007), Silva e Panichi (2017).

Mesmo este estudo trazendo modelos que possuem uma defasagem de 30 anos entre si, a porcentagem de acuracidade dos resultados de todos dos modelos se difere pouco, sendo a maior diferença de 35% entre o modelo de Kanitz (1978) e de Silva Z2 (1997). No entanto, os modelos mais recentes, de Guimarães e Moreira (2008) e Minussi *et al.* (2002), apresentaram um maior equilíbrio entre a identificação das empresas solventes e insolventes, enquanto os outros modelos apresentaram resultados mais tendenciosos para identificar muito bem somente

empresas solventes ou somente empresas insolventes. Por fim, ao comparar os modelos mais recentes, por mais que apresentem acuracidade próximos, o modelo de Guimarães e Moreira (2008) apresentou uma maior assertividade em identificar empresas insolventes.

Acerto Geral dos Métodos - Trimestral 70% 60% 42% 54% 64% 61% 40% 20% 56% 50% 32% 82% 100% Kanitz (1978) Minussi et al. (2002) Silva Z1 (1997) Silva Z2 (1997) Altman, Baidva e Dias Guimarães e Moreira (1979)(2008) ■ % de Acerto de Empresas Insolventes ■ % de Acerto de Empresas Solventes ■ % de Acuracidade do Modelo

Gráfico 10 - Percentual de acerto geral trimestral de todos os subsetores para cada modelo

Fonte: Elaborado pelo autor (2019).

Já para a aplicação dos modelos para cada trimestre a acuracidade dos modelos difere um pouco menos comparada a uma análise anual, sendo a maior diferença de 30% entre o modelo de Guimarães e Moreira (2008) e de Silva Z1 (1997). Em todos os subsetores o modelo de Silva Z1 (1997) apresentou melhores resultados para a análise trimestral que a análise anual ao identificar uma porcentagem maior de empresas solventes em uma análise trimestral, saltando de 29% para 70% de acuracidade do modelo. Os modelos de Kanitz (1978) e Altman, Baidya e Dias (1979) não apresentaram diferença significativa entre uma análise trimestral e anual. Já entre os modelos mais recentes, o modelo de Minussi *et al.* (2002) conseguiu melhorar seu desempenho acumulado, principalmente no desempenho em identificar empresas insolventes, porém o modelo de Guimarães e Moreira (2008) reduziu sua acuracidade numa análise trimestral.

## 5 CONCLUSÃO

A insolvência de uma empresa é de prejuízo para a renda da sociedade e tributos ao governo, pois o crescimento econômico de um país está diretamente relacionado ao crescimento das empresas que o compõe. Nesse cenário, ressalta-se a importância dos modelos de previsão de insolvência com o objetivo de evidenciar o rumo de uma provável insolvência, para que os tomadores de decisão das empresas possam reverter o rumo para uma provável solvência.

Por isso, a finalidade deste trabalho foi comparar o desempenho dos modelos de Kanitz (1978), Altman, Baidya e Dias (1979), Guimarães e Moreira (2008), Minussi *et al.* (2002) e Silva (1997), avaliando seus resultados em 4 empresas insolventes e em 11 empresas solventes. O trabalho também cumpriu seu objetivo específico de comparar o desempenho de modelos mais recentes com modelos mais antigos, demonstrando que os modelos mais recentes apresentaram um maior equilíbrio entre a identificação das empresas solventes e insolventes dentro da delimitação amostral deste estudo. Com relação ao objetivo específico de avaliar os resultados dos modelos frente a uma análise anual e trimestral, foi visto que para os modelos de Silva Z1 (1997) e Minussi *et al.* (2002) o resultado trimestral foi melhor que o resultado anual.

Com relação aos resultados dos modelos, de acordo com cada setor econômico, verificou-se que cada um possui suas particularidades. Assim, modelos desenvolvidos para setores específicos, pressupõe-se que apresentarão uma assertividade maior, como pode ser visto nos modelos de Silva (1997) e Minussi *et al.* (2002) aplicado ao subsetor de Siderurgia e Metalurgia. Por fim, é válido frisar que os modelos de previsão de insolvência não devem ser vistos como a única ou melhor forma de estudar e identificar a insolvência de uma empresa. Os modelos são ferramentas de auxílio a tomada de decisão e tem como premissa a exclusão da subjetividade do analista, tornando esta técnica vantajosa (Silva, 1997).

## REFERÊNCIAS

ALVES, Ana Catarina Oliveira. **Previsão de Insolvência nas PME O Setor Alimentar.** 2013. 131 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Contabilidade e Finanças, Universidade de Coimbra, Coimbra, 2013.

ALTMAN, Edward I; BAIDYA, Tara K.N.; DIAS, Luiz Manoel Ribeiro. **Previsão de problemas financeiros em empresas.** RAE, v. 19, n. 3, 1979. Disponível em: http://www16.fgv.br/rae/rae/index.cfm?FuseAction=Artigo&ID=2979&Secao=ARTIGOS&V olume=19&numero=1&Ano=1979. Acesso em 12/10/2019.

ASSAF NETO, Alexandre. **Estrutura e Análise de Balanços**: Um Enfoque Econômico-Financeiro. 9. ed. São Paulo: Atlas, 2010.

BIROLO, Paula Bez; CITTADIN, Andréia; RITTA, Cleyton de Oliveira. Análise de crédito por meio de modelos de previsão de insolvência: um estudo de caso na Empresa Cerâmica Alfa S.A. **Revista Catarinense da Ciência Contábil – Crcsc**, Florianópolis, v. 10, n. 29, p.27-39, jul. 2011.

BRASIL. Lei nº 11.101, de 9 de fevereiro de 2005. **Regula A Recuperação Judicial, A Extrajudicial e A Falência do Empresário e da Sociedade Empresária**, Brasília – DF.

BRUNI, Adriano Leal. A análise contábil e financeira. 3.ed. São Paulo: Atlas, 2014.

CADORE, Gilce; GIASSON, Oldair Roberto. **Análise Dos Índices Financeiros E Econômicos De Uma Importadora De Máquinas, Para Possível Investimento**. V. 10, 2012. Disponível em: http://repositorio.roca.utfpr.edu.br/jspui/handle/1/1505. Acesso em 05 de dezembro de 2019.

CAOUETTE, John B.; ALTMAN, Edward I.; NARAYANAN, Paul. **Gestão do Risco de Crédito: o próximo grande desafio financeiro**. Tradução de Allan Hastings; revisão técnica João Carlos Douat. Rio de Janeiro: Qualitymark, 1999.

COMISSÃO DOS VALORES MOBILIÁRIOS. Disponível em: http://www.cvm.gov.br. Acesso em 30 jun. 2019.

CAPOBIANGO, Ronan Pereira; *et al.* **Desempenho financeiro: Um estudo com empresas de três setores.** Revista de C. humanas, Viçosa, v. 12, n. 1, p. 165-180, jan/jun., 2012.

GIL, Antônio Carlos. Como elaborar projetos de pesquisa. São Paulo: Atlas, 1991.

GITMAN, Lawrence J. **Princípios de Administração Financeira**. São Paulo: Editora Harbra, 1997.

GUIMARAES, Ailton; MOREIRA, Tito Belchior Silva. **Previsão de insolvência: um modelo baseado em índices contábeis com utilização da análise discriminante**. Revista de Administração Contemporânea, Rio de Janeiro, v.12, n.1, p.151-178, 2008. Disponível em <a href="http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci\_arttext&pid=S1415-">http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci\_arttext&pid=S1415-</a>

98482008000100006&lng=pt&nrm=iso>. Acesso em 27 julho de 2019. http://dx.doi.org/10.1590/S1415-98482008000100006.

HAIR, J., ANDERSON, R., TATHAM, R., & BLACK, W. (1998). **Multivariate data analysis** (5th ed.). Upper Saddle River: Prentice-Hall.

HARRIS, M., & RAVIV, A. (1991). **The theory of capital structure**. Journal of Finance, 46(1), 297-355.

HENDRIKSEN, E. S.; BREDA, M. F. V. **Teoria da contabilidade**. São Paulo: Atlas, 1999. HIRSCH, Guilherme. **Aplicabilidade dos modelos de previsão de insolvência nas micro e pequenas empresas.** Trabalho de Conclusão de Curso do Curso de Bacharel em Ciências Contábeis, Departamento de Ciências Contábeis e Atuárias, Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre, 2013.

IUDÍCIBUS, Sérgio de. **Análise de balanços**.10.ed.São Paulo: Atlas, 2009.

KANITZ, Stephen Charles. **Como prever falências de empresas.** Editora Mcgraw-Hill. São Paulo: 1978.

MÁRIO, Poueri do Carmo. **Contribuição ao estudo da solvência empresarial**: uma análise de modelos de previsão — estudo exploratório aplicado em empresas mineiras. 2002. Dissertação (Mestrado em Controladoria e Contabilidade) — Universidade de São Paulo.

MATARAZZO, Dante Carmine. **Análise financeiras de balanços**. 7ª ed. São Paulo: Atlas, 2010.

MINUSSI, João Alberto; DAMACENA, Cláudio; NESS JR, Walter Lee. **Um modelo de previsão de solvência utilizando regressão logística**. Revista de Administração Contemporânea, Curitiba, v.6, n.3, páginas 109-128, dezembro de 2002. Disponível em <a href="http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci\_arttext&pid=S1415-65552002000300007&lng=pt&nrm=iso">http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci\_arttext&pid=S1415-65552002000300007&lng=pt&nrm=iso</a>. Acesso em 26 julho de 2019. http://dx.doi.org/10.1590/S1415-65552002000300007.

PEREIRA, Vinícius Silva; MARTINS, Vidigal Fernandes. Estudos de previsão de falências - uma revisão das publicações internacionais e brasileiras de 1930 a 2015. **Revista Contemporânea de Contabilidade**, Florianópolis, v. 12, n. 26, p.163-196, ago. 2015.

PINHEIRO, L. E. T.; SANTOS, C. P.; COLAUTO, R. D.; PINHEIRO, J. L. Validação de modelos brasileiros de previsão de insolvência. Contabilidade Vista & Revista, 2007.

REBELLO, Marcos Barbosa. **MODELOS DE PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA: UMA ANÁLISE COMPARATIVA DE SEUS RESULTADOS.** 2010. 140 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Pós-graduação – Mestrado em Contabilidade, Departamento de Ciências Contábeis, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2010.

SANVICENTE, A. Z.; MINARDI, A. M. A. F. **Identificação de indicadores contábeis significativos para a previsão de concordata de empresas**. Instituto Brasileiro de Mercado de Capitais, Working Paper, out. 1998.

SILVA, José Pereira da. Gestão e análise de risco de crédito. 1ª ed. São Paulo: Atlas, 1997.

SILVA, José Pereira da. **Análise financeira das empresas.** 10<sup>a</sup> ed. São Paulo: Atlas, 2010.

SILVA Clayton Litiéle Festa da; PANICHI, Lauro Mazzini. A Eficiência Da Aplicação Dos Modelos De Previsão De Insolvência Nas Empresas De Capital Aberto Brasileiras Em Recuperação Judicial. 2017. Trabalho de Conclusão de Curso - Departamento de Ciências Contábeis e Atuariais da Faculdade de Ciências Econômicas da Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS), Porto Alegre, 2017.

TROACĂ, Victor. **Models for Analyzing the Business Solvency under Economic Crisis Conditions**. Journal of Knowledge Management, Economics and Information Technology, dezembro de 2013. Disponível em< www.scientificpapers.org>. Acesso em 28 outubro de 2019.