

**PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DO PARANÁ – PUCPR**  
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM GESTÃO DE COOPERATIVAS**  
**ESCOLA DE NEGÓCIOS**  
**MESTRADO EM GESTÃO DE COOPERATIVAS**

**ALEXANDRE MOREIRA BATISTA**

**APLICAÇÕES DE MODELOS DE CÁLCULO DE PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA**  
**EM COOPERATIVAS MÉDICAS BRASILEIRAS**

**CURITIBA**

**2019**

**ALEXANDRE MOREIRA BATISTA**

**APLICAÇÕES DE MODELOS DE CÁLCULO DE PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA  
EM COOPERATIVAS MÉDICAS BRASILEIRAS**

Dissertação apresentada como requisito parcial à obtenção do grau de Mestre em Gestão de Cooperativas, ao Programa de Pós-Graduação em Gestão de Cooperativas da Pontifícia Universidade Católica do Paraná.

Orientador: Prof. Dr. June Alisson Westarb Cruz

**CURITIBA**

**2019**

Dados da Catalogação na Publicação  
Pontifícia Universidade Católica do Paraná  
Sistema Integrado de Bibliotecas – SIBI/PUCPR  
Biblioteca Central  
Luci Eduarda Wielganczuk – CRB – 9/1118

Batista, Alexandre Moreira  
B333a Aplicações de modelos de cálculo de previsão de insolvência em  
2019 cooperativas médicas brasileiras / Alexandre Moreira Batista ; orientador:  
June Alisson Westarb Cruz. – 2019.  
90 f. : il. ; 30 cm

Dissertação (mestrado) – Pontifícia Universidade Católica do Paraná,  
Curitiba, 2019  
Bibliografia: f. 88-90

1. Cooperativismo. 2. Cooperativas. 3. Operadoras de planos de saúde.  
I. Cruz, June Alisson Westarb. II. Pontifícia Universidade Católica do Paraná.  
Programa de Pós-Graduação em Gestão de Cooperativas. III. Título.

CDD 20 ed. – 334

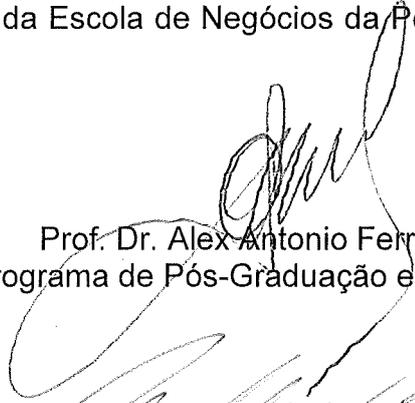
## TERMO DE APROVAÇÃO

### APLICAÇÕES DE MODELOS DE CÁLCULO DE PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA EM COOPERATIVAS MÉDICAS BRASILEIRAS

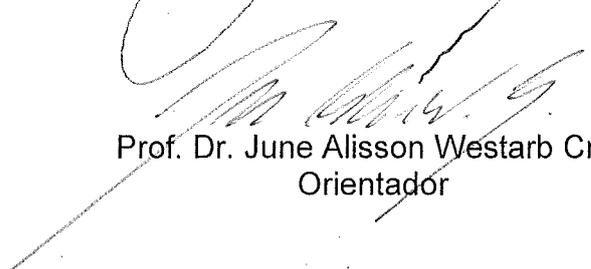
Por

**Alexandre Moreira Batista**

Dissertação aprovada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre no Programa de Pós-Graduação em Gestão de Cooperativas, área de concentração em Gestão de Cooperativas, da Escola de Negócios da Pontifícia Universidade Católica do Paraná.



Prof. Dr. Alex Antonio Ferraresi  
Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Gestão de Cooperativas



Prof. Dr. June Alisson Westarb Cruz  
Orientador



Prof. Dr. Pedro Guilherme Piccoli  
Examinador Interno



Prof. Dr. Tomas Sparano Martins  
Examinador Externo

## **TERMO DE APROVAÇÃO**

### **APLICAÇÕES DE MODELOS DE CÁLCULO DE PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA EM COOPERATIVAS MÉDICAS BRASILEIRAS**

**Por**

**ALEXANDRE MOREIRA BATISTA**

Dissertação aprovada como requisito parcial para obtenção do título de Mestre no Programa de Pós-Graduação em Gestão de Cooperativas, área de concentração Gestão de Cooperativas da Escola de Negócios da Pontifícia Universidade Católica do Paraná.

Prof. Dr. Alex Antônio Ferraresi

Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Gestão de Cooperativas

Prof. Dr. June Alisson Westarb Cruz

Orientador

Prof. Dr. Pedro Guilherme Picolli

Examinador

Prof. Dr. Tomas Sparano Martins

Examinador

*Dedico este trabalho à minha esposa Nicheli e à minha filha Millena, pelo constante incentivo ao aprimoramento dos meus estudos, e pelo esforço e apoio em minhas ausências em busca de conhecimento e desenvolvimento.*

## RESUMO

As cooperativas médicas Operadoras de Planos de Saúde estão sujeitas, como toda e qualquer Operadora de Plano de Saúde, aos riscos inerentes ao mercado de Planos de Saúde Suplementar, além de uma rígida regulação deste segmento tão importante aos brasileiros. O presente estudo teve como objetivo identificar dentre os modelos comumente aplicados às empresas, qual teria o melhor desempenho em prever a Insolvência de Cooperativas Médicas Operadoras de Planos de Saúde. Para realizar o trabalho foi utilizada uma base de dados com demonstrações contábeis (DRE's e Balanços) de todas as Cooperativas Médicas Brasileiras que enviaram dados à ANS no período de 2010 a 2017, tendo em média 310 cooperativas por ano, como amostra. Foram aplicados 6 modelos clássicos de previsão de Insolvência e ainda 2 modelos compostos a partir destes 6. Diferente de estudos anteriores onde foram aplicados estes modelos à todas as OPS. Como resultado, os modelos com melhor desempenho, foram: O proposto por Matias (MATIAS, 1976), seguido do proposto por Altman, Baidya e Dias (ALTMAN, BAIDYA e DIAS, 1979) e em seguida o modelo Guimarães e Alves (GUIMARÃES e ALVES, 2009) . Os modelos apresentaram forte equiparação de análises focados no trabalho com destaque para o modelo que tinha tecnicamente regressão logística direcionado a análise de Operadoras de Planos de Saúde OPS. Porém apresentando baixa sensibilidade em classificação de insolventes, necessitando analisar este outro ponto com outro modelo mais aderente ao processo.

**Palavras-chave:** Cooperativismo. Insolvência. Cooperativas Médicas. Operadoras de Planos de Saúde.

## ABSTRACT

The Medical Cooperatives Health Plan Operators are subject, like any Health Plan Operator, to the risks inherent in the Supplementary Health Plans market, in addition to a rigid regulation of this segment so important to Brazilians. The objective of this study was to identify among the models commonly applied to companies, which would have the best performance in predicting the Insolvency of Medical Cooperatives Operators of Health Plans. In order to carry out the work, a database with financial statements (DREs and Balance Sheets) of all the Brazilian Medical Cooperatives that sent data to the ANS in the period from 2010 to 2017, with an average of 310 cooperatives per year, as a sample. Six classic models of Insolvency prediction were applied, as well as two models composed of these 6. Different from previous studies where these models were applied to all OPS. As a result, the models with the best performance were: The one proposed by Matias (MATIAS, 1976), followed by the one proposed by Altman, Baidya e Dias (ALTMAN, BAIDYA e DIAS, 1979), and then the model of Guimarães e Alves (GUIMARÃES e ALVES, 2009). The models presented a strong analysis of the work focused on the model that had a logistic regression technique directed to the analysis of OPS. However, it presents low sensitivity in insolvency classification, needing to analyze this other point with another model more adherent to the process.

**Palavras-chave:** Cooperativism. Insolvency. Medical Cooperatives. Health Plan Operators.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 01 – Quantidade De Beneficiários Em Panos De Saúde - Milhões.....	14
Figura 02 – Quantidade De Ops Ativas.....	15
Figura 03 – Quantidade De Beneficiários Por Modalidade De Ops - Milhões.....	16
Figura 04 – Evolução Dos Ativos Totais Das Ops – Bilhões De Reais .....	20
Figura 05 – Evolução Das Despesas E Receitas Das Ops – Bilhões De Reais .....	21
Figura 06 – Evolução Das Receitas Das Ops Por Modalidade – Bilhões De Reais ..	46
Figura 07 – Histograma Da Equação De Guimarães E Alves.....	48
Figura 08 – Acuracidade Por Ponto De Corte – Modelo De Guimarães E Alves .....	51
Figura 09 – Curva Roc E Auc – Modelo De Guimarães E Alves .....	52
Figura 10 – Histograma Da Equação De Elizabetsky.....	53
Figura 11 – Acuracidade Por Ponto De Corte – Modelo De Elizabetsky .....	57
Figura 12 – Curva Roc E Auc – Modelo De Elizabetsky.....	58
Figura 13 – Histograma Da Equação De Matias .....	60
Figura 14 – Acuracidade Por Ponto De Corte – Modelo De Matias.....	63
Figura 15 – Curva Roc E Auc – Modelo De Matias .....	64
Figura 16 – Histograma Da Equação De Kanitz.....	66
Figura 17 – Acuracidade Por Ponto De Corte – Modelo De Kanitz.....	69
Figura 18 – Curva Roc E Auc – Modelo De Kanitz.....	70
Figura 19 – Histograma Da Equação De Altman, Baidya E Dias.....	71
Figura 20 – Acuracidade Por Ponto De Corte – Modelo De Altman, Baidya E Dias .	74
Figura 21 – Curva Roc E Auc – Modelo De Altman, Baidya E Dias.....	75
Figura 22 – Histograma Da Equação De Sanvicente E Minardi .....	77
Figura 23 – Acuracidade Por Ponto De Corte – Modelo De Sanvicente E Minardi ...	80
Figura 24 – Curva Roc E Auc – Modelo De Sanvicente E Minardi .....	81
Figura 25 – Curva Roc E Auc – Todos Os Modelos .....	84

## LISTA DE TABELAS

Tabela 01 – Literatura Brasileira Sobre Insolvência Empresarial .....	27
Tabela 02 – Média Dos Anos De 2009, 2010 E 2011 - Resultado.....	36
Tabela 03 – Quantidade De Ops Por Grupo, Modalidade E Ano.....	42
Tabela 04 – Definição De Modalidades De Ops - Fenasaúde .....	44
Tabela 05 – Matriz De Confusão Do Modelo Guimarães E Alves .....	49
Tabela 06 – Avaliação Do Resultado De Previsão Do Modelo Guimarães E Alves	50
Tabela 07 – Matriz De Confusão Do Modelo Elizabetsky.....	54
Tabela 08 – Escores Anuais Do Modelo Elizabetsky .....	55
Tabela 09 – Avaliação Do Resultado De Previsão Do Modelo Elizabetsky .....	55
Tabela 10 – Matriz De Confusão Do Modelo Matias .....	61
Tabela 11 – Avaliação Do Resultado De Previsão Do Modelo Matias .....	62
Tabela 12 – Matriz De Confusão Do Modelo Kanitz.....	67
Tabela 13 – Avaliação Do Resultado De Previsão Do Modelo Kanitz .....	68
Tabela 14 – Matriz De Confusão Do Modelo Altman, Baidya E Dias .....	72
Tabela 15 – Avaliação Do Resultado Prev. Modelo Altman, Baidya E Dias .....	73
Tabela 16 – Matriz De Confusão Do Modelo Sanvicente E Minardi .....	78
Tabela 17 – Avaliação Do Resultado Prev. Modelo Sanvicente E Minardi .....	79
Tabela 18 – Resultado De Previsão Por Modelo – Modelagem Composta .....	82
Tabela 19 – Resultado De Previsão Por Modelo – Comparação Geral.....	83

## SIGLAS E ABREVIATURAS

ANS	– Agência Nacional de Saúde Suplementar
AT	– Ativo Total
AUC	– <i>Area under the ROC Curve</i> (Área sobre a Curva ROC)
CADOP	– Sistema de Cadastro de Operadoras
DATASUS	– Departamento de Informática do SUS
DRE	– Demonstrativo do Resultado do Exercício
ICA	– <i>International Co-operative Alliance</i> (Aliança Cooperativa Internacional)
IBGE	– Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
LL	– Lucro Líquido
MS	– Ministério da Saúde
OCB	– Organização das Cooperativas Brasileiras
OPS	– Operadoras de Planos de Saúde
PC	– Passivo Circulante
PIB	– Produto Interno Bruto
PI	– Probabilidade de Insolvência
PL	– Patrimônio Líquido
RN	– Resolução Normativa
ROC	– <i>Receiver Operating Characteristic Curve</i> (Curva Receptora das Características dos Operadores)
PT	– Passivo Total
RT	– Receita Total (Líquida)
SUS	– Sistema Único de Saúde
SIB	– Sistema de Informação de Beneficiários

## SUMÁRIO

<b>1.</b>	<b>INTRODUÇÃO .....</b>	<b>12</b>
1.1	APRESENTAÇÃO DO TEMA .....	12
1.2	FORMULAÇÃO DO PROBLEMA DE PESQUISA .....	13
1.3	DEFINIÇÃO DO OBJETIVO GERAL.....	13
1.4	DEFINIÇÃO DOS OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	13
1.5	JUSTIFICATIVA DO ESTUDO.....	14
<b>2.</b>	<b>FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA .....</b>	<b>19</b>
2.1	MERCADO SAÚDE SUPLEMENTAR NO BRASIL .....	19
2.1.1.	<i>Cooperativas Médicas .....</i>	<i>21</i>
2.2	INSOLVÊNCIA .....	25
2.3	MODELOS DE CÁLCULO PARA PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA.....	25
2.3.1	<i>Modelagem proposta por Guimarães e Alves .....</i>	<i>28</i>
2.3.2	<i>Modelagem proposta por Elizabetzky.....</i>	<i>30</i>
2.3.3	<i>Modelagem proposta por Matias .....</i>	<i>31</i>
2.3.4	<i>Modelagem proposta por Kanitz .....</i>	<i>32</i>
2.3.5	<i>Modelagem proposta por Altman, Baidya e Dias.....</i>	<i>33</i>
2.3.6	<i>Modelagem proposta por Sanvicente e Minardi .....</i>	<i>34</i>
2.3.7	<i>Variáveis Utilizadas nos Modelos.....</i>	<i>35</i>
2.4	ESTUDOS APLICADOS EM OPERADORAS DE SAÚDE.....	36
<b>3</b>	<b>ABORDAGEM METODOLOGICA .....</b>	<b>37</b>
1.6	CLASSIFICAÇÃO E DELINEAMENTO DA PESQUISA .....	37
3.2	PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS APLICADOS .....	38
3.3	BASE DE DADOS.....	38
3.4	ANÁLISE DE DADOS.....	40
3.4.1	<i>Matriz de Confusão – Indicadores de Eficácia dos Modelos .....</i>	<i>40</i>
3.5	MODELO INTEGRADO DA PESQUISA .....	41
<b>4</b>	<b>APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DE DADOS .....</b>	<b>42</b>
4.1	ANÁLISE DESCRITIVA .....	42
4.2	ASPECTOS SINGULARES DAS COOPERATIVAS OPS .....	43
4.3	APLICAÇÃO DOS MODELOS DE PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA.....	47
4.4	RESULTADOS DOS MODELOS DE PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA.....	47
4.4.1	<i>Aplicação do Modelo de Guimarães e Alves.....</i>	<i>47</i>
4.4.2	<i>Aplicação do Modelo de Elizabetzky .....</i>	<i>52</i>

4.4.3	<i>Aplicação do Modelo de Matias</i> .....	59
4.4.4	<i>Aplicação do Modelo de Kanitz</i> .....	65
4.4.5	<i>Aplicação do Modelo de Altman, Baidya e Dias</i> .....	71
4.4.6	<i>Aplicação do Modelo de Sanvicente e Minardi</i> .....	76
4.4.7	<i>Aplicação de Modelagem Composta Exploratória</i> .....	82
4.5	ANÁLISE INTEGRADA DOS MODELOS DE SOLVÊNCIA.....	83
5	<b>CONSIDERAÇÕES FINAIS</b> .....	<b>86</b>
6	<b>REFERÊNCIAS</b> .....	<b>88</b>

# 1. INTRODUÇÃO

A presente seção tem como objetivo central apresentar o contexto geral da pesquisa, bem como seu problema central, objetivo geral, objetivos específicos e justificativa.

## 1.1 APRESENTAÇÃO DO TEMA

A Agência Nacional de Saúde Suplementar (ANS) é o órgão vinculado diretamente ao Ministério da Saúde que é responsável pelo controle, fiscalização e normatização do setor privado de saúde, os quais estão vinculados os planos de saúde e também serviços que são prestados ao Sistema único de Saúde (SUS).

A Saúde Suplementar no Brasil tem grande importância no sistema de Saúde. Dados da Agência (ANS, 2017), mostram que o país teve 47,7 milhões de beneficiários de Planos de Saúde distribuídos em 959 Operadoras de Planos de Saúde (OPS) em junho de 2017.

Em busca do entendimento dos motivos das reduções na quantidade de OPS, alguns trabalhos como (GUIMARÃES e ALVES, 2009), (LEAL e MATOS, 2009) e (SALLES DIAS FILHO, 2010) apontam um crescimento nos custos/despesas em Saúde como um dos fatores que desencadeiam o processo de Insolvência em OPS.

Com um sistema de Saúde Suplementar que abrange em torno de 25% da população brasileira, uma crise neste setor é muito prejudicial para o sistema de saúde como um todo. Com a insolvência de alguma OPS, mesmo havendo migração de parte de beneficiários para outra OPS, a procura pelo Sistema único de Saúde (SUS) pode aumentar e gerar excesso de demanda em um serviço já sobrecarregado.

Avaliar com antecedência quais OPS têm certa probabilidade de Insolvência é muito relevante, tanto à ANS, quanto ao mercado de Saúde Suplementar. Neste sentido, buscando comparar os modelos clássicos de previsão de Insolvência e um modelo específico para OPS, no estudo de (BARROS e BEIRUTH, 2016), foram aplicados modelos de cálculo de previsão de Insolvência em

OPS. No estudo foram comparados 6 modelos e avaliados em suas capacidades de prever a Insolvência para cada OPS.

## 1.2 FORMULAÇÃO DO PROBLEMA DE PESQUISA

Diante do impacto das Cooperativas Médicas dentro do sistema de Saúde Suplementar, e do impacto Social e Econômico que uma falência causaria no sistema, questiona-se:

*Qual modelo de previsão de Insolvência melhor se aplica em Cooperativas de Saúde?*

Para responder esta pergunta, foi utilizado como base o trabalho de (BARROS e BEIRUTH, 2016), onde foram aplicados os modelos de previsão de Insolvência propostos por (ELIZABETSKY, 1976), (MATIAS, 1976), (KANITZ, 1978) (ALTMAN, BAIDYA e DIAS, 1979), (SANVICENTE e MINARDI, 1998) e (GUIMARÃES e ALVES, 2009) para OPS. Neste trabalho estes modelos foram aplicados às Cooperativas Médicas.

## 1.3 DEFINIÇÃO DO OBJETIVO GERAL

Como objetivo geral, tem-se: Identificar o modelo de Previsão de Insolvência que melhor se aplica às Cooperativas Médicas Brasileiras.

## 1.4 DEFINIÇÃO DOS OBJETIVOS ESPECÍFICOS

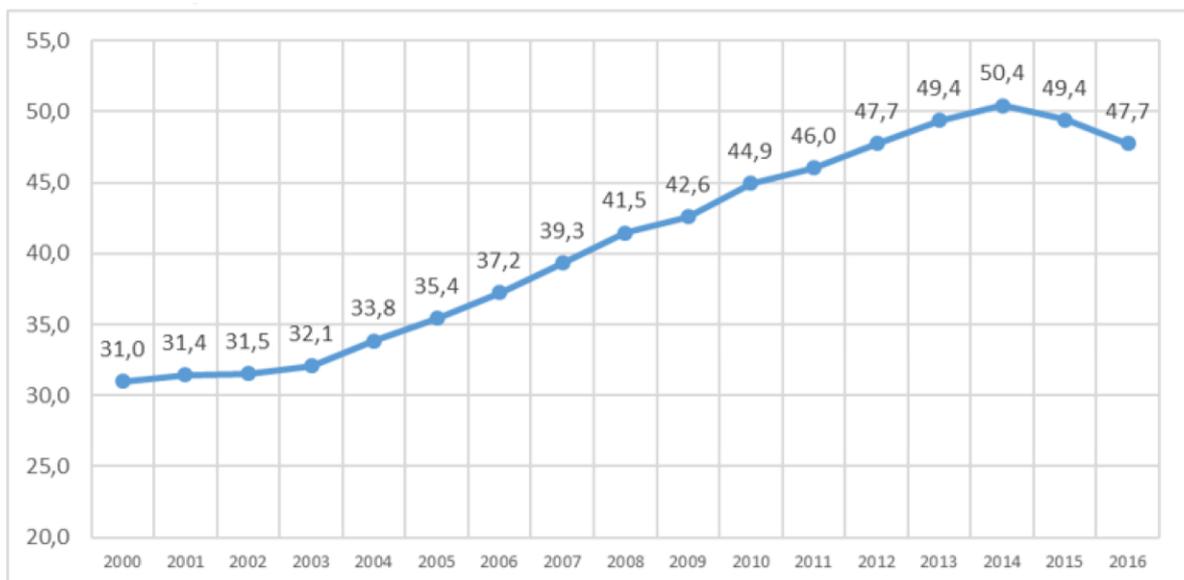
Os objetivos específicos, que subsidiam o objetivo geral deste estudo estão descritos a seguir:

- Descrever os aspectos singulares que diferenciam Cooperativas OPS das demais OPS;
- Identificar os modelos de Previsão de Insolvência;
- Aplicar os modelos de Previsão de Insolvência para Cooperativas OPS;
- Analisar os modelos de Previsão de Insolvência para Cooperativas OPS;

## 1.5 JUSTIFICATIVA DO ESTUDO

As Operadoras de Planos de Saúde, são categorizadas pela ANS em “Modalidades”, sendo elas: Autogestão, Cooperativas Médicas, Filantropia, Medicina em Grupo e Seguradoras especializadas em saúde. As Cooperativas Médicas têm papel muito relevante, pois sua participação passou de 24,9% em 2010 para 25,8% das OPS ativas em 2016.

**Figura 01 – Quantidade de Beneficiários em Planos de Saúde - Milhões**

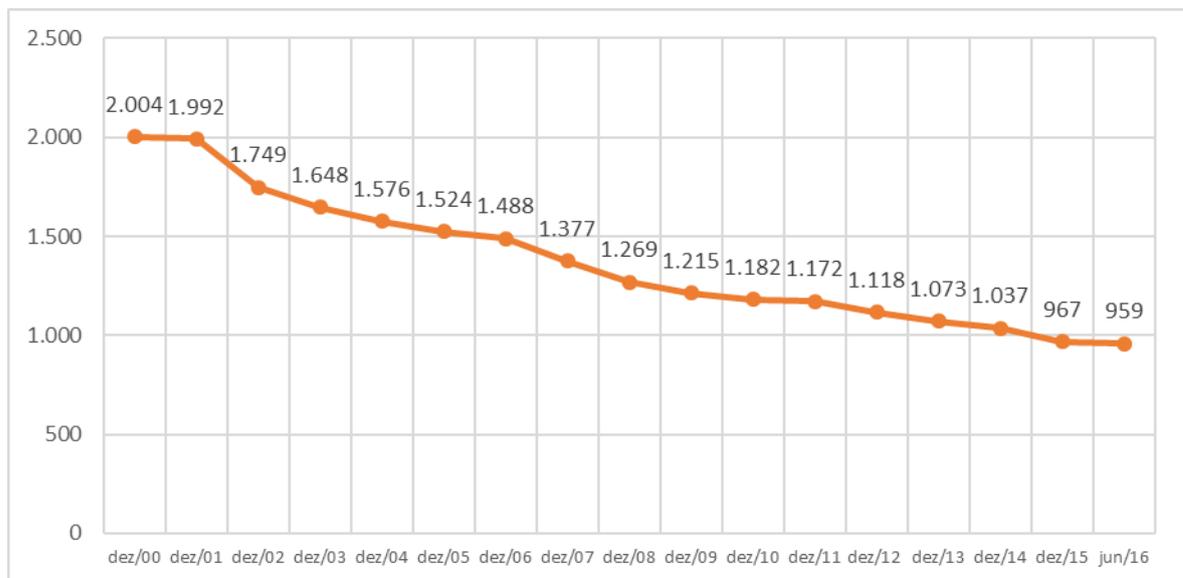


Fonte: Caderno de Informação da Saúde Suplementar - setembro/2016

A Figura 01 mostra a evolução da quantidade de beneficiários desde o ano de 2000. O crescimento acompanhou a evolução da economia brasileira nestes anos demonstrados no gráfico. No ponto de inversão da curva de crescimento, vale

ressaltar que a variação do Produto Interno Bruto (PIB) no Brasil, que tinha resultados positivos contínuos nos anos anteriores, foi de 0,50% em 2014 e negativo nos anos seguintes. Depois de alguns anos de evoluções como 3,97% em 2011, 1,92% em 2012 e 3,00% em 2013, o país teve dois anos seguidos com resultados muito desfavoráveis, os quais foram -3,77% em 2015 e -3,59% em 2016. Concomitante ao movimento de evolução do PIB, foi possível observar a queda no número de beneficiários de 5,3% entre os anos de 2014 e 2016.

**Figura 02 – Quantidade de OPS Ativas**

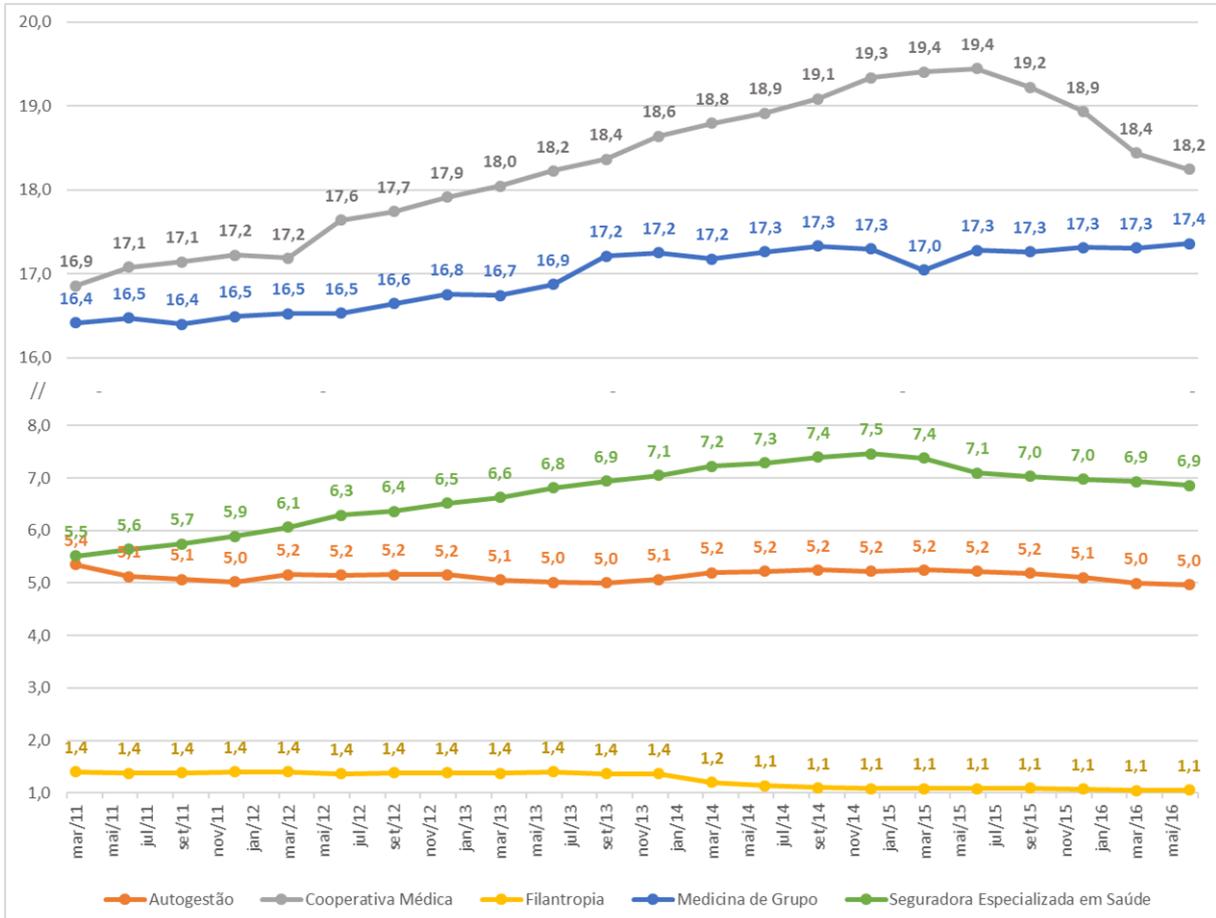


Fontes: SIB/ANS/MS - 06/2016 e CADOP/ANS/MS - 06/2016

A evolução de OPS ativas mostra uma queda acentuada desde os anos 2000. Comparando a Figura 02 e a Figura 01, é possível concluir que houve uma concentração de mercado na quantidade de OPS, pois mesmo antes do momento de redução na quantidade de beneficiários em 2015, já existia uma redução no número de OPS. O mercado passou a ser regulado pela ANS no ano de 2000, e ano após ano a Agência publica resoluções normativas (RN's) que impactam o mercado diretamente.

Na questão da quantidade de Beneficiários, a Figura 03 mostra que a Modalidade Cooperativas tem a maior quantidade de beneficiários de saúde suplementar. Mas ainda se pode observar na mesma figura, que o impacto da redução da quantidade de beneficiários foi mais acentuado nesta modalidade.

**Figura 03 – Quantidade de Beneficiários Por Modalidade de OPS - Milhões**



Fonte: Base de Dados tabulada pelo autor

A ANS em sua RN nº 209 (BRASIL, 2009) dispõe sobre as Reservas Técnicas necessárias para composição de “Margem de Solvência”. Dentre as questões colocadas pela agência, de maneira resumida e simplificada, existe a proposição de até o ano de 2022, as OPS tenham em seu Patrimônio Líquido um valor maior que 1/3 da soma dos últimos 36 meses de Custo Assistencial. Em outras palavras, o Patrimônio Líquido deve ser maior do que o dispêndio médio anual que uma OPS teve nos últimos 3 anos, com custo de tratamento e assistência aos seus beneficiários.

Diante dos pontos colocados acima, esta dissertação analisou o resultado da aplicação de modelos de previsão de insolvência na modalidade específica de Cooperativas Médicas.

O indicador mais utilizado para definir se a OPS é Solvente ou Insolvente é o Patrimônio Líquido (BARROS e BEIRUTH, 2016). Nas Cooperativas, o Patrimônio Líquido é composto majoritariamente pelas cotas-partes dos cooperados. A evolução do Patrimônio Líquido está de certa forma vinculado ao aporte de capital do médico associado. Diferente de uma OPS Empresarial, onde o PL pode ser recomposto e aumentado pelo Investidor ou com aporte de capital de outros investidores.

A análise da Solvência pode então, ter fatores diferentes nas cooperativas médicas e das demais OPS. Dado o modelo organizacional e societário distinto dos demais, onde os sócios são os médicos, o objetivo maior da cooperativa é gerar trabalho aos médicos. No caso de a cooperativa gerar sobras (lucros) ou perdas (prejuízos), estes valores são proporcionalmente divididos entre os cooperados.

Considerados todos os pontos acima, a presente dissertação oferece uma contribuição teórica e prática para a área de gestão das cooperativas médicas do Brasil.

Na visão teórica, esta pesquisa se justificou ao propor tratar as Cooperativas OPS como entidades distintas das demais OPS, em termos de reservas para solvência e modelos de gestão. Buscando, dentre os modelos clássicos na literatura contábil e financeira, qual ou quais foram os que melhor se aplicaram na previsão de insolvência em cooperativas.

Na visão prática, os dados da agência reguladora (ANS, 2017) apontam que de julho de 2010 a junho de 2016 as cooperativas médicas foram a modalidade com maior quantidade de beneficiários de planos de saúde (figura 03). Dados de junho de 2016 apontam as Cooperativas com 18,2 milhões e 38% da quantidade total, seguida pela modalidade Medicina de Grupo com 17,4 milhões de beneficiários e 36% do total, Seguradoras com 7,3 milhões de beneficiários e 14% do total, Auto-Gestão com 5,0 milhões de beneficiários e 10% do total e Filantropias com 1,1 milhão de beneficiários e 2% do total.

O total de OPS ativas passou de 2.004 entidades no ano de 2010 para 959 em junho de 2016. Ainda no relatório de OPS canceladas no período (sem considerar as inclusões), as Medicinas de Grupo foram as mais afetadas com 947 cancelamentos, seguidas pelas Auto-Gestão com 369 e as Cooperativas com 89 cancelamentos em 16 anos.

Com base nos dados financeiros, a soma total de Ativos das Cooperativas OPS passou de R\$ 17 bilhões em 2010 para R\$ 31 bilhões em 2016. O modelo de estrutura de capital em cooperativas é diferente das demais OPS. Neste sentido é interessante notar que em termos de ativos totais, as cooperativas médicas representam 26,4% do total das OPS (em 2016), enquanto em termos de Receitas Totais, este percentual sobe para 37,4%, atingindo R\$ 64 bilhões, frente a R\$ 120 bilhões das demais modalidades de OPS no mesmo ano.

Considerando a evolução das OPS Ativas (com Receitas Positivas no Ano), com recorte ao período após 2010, é possível notar uma alteração na proporção de Cooperativas Médicas nas OPS Totais, passando de 24,9% em 2010 para 25,8% em 2016. Reflexo da redução maior na quantidade de OPS Não cooperativas, já citada acima neste texto.

De maneira prática, esta dissertação buscou influenciar as tomadas de decisões de gestão e ainda gerar informações à ANS e demais atores envolvidos, com uma referência de previsão de Insolvência dentre os modelos clássicos apontados no item 1.2.

Desta forma aplicar os modelos de previsão de Insolvência à um grupo muito relevante e com particularidades frente às demais OPS de Saúde: as cooperativas Médicas.

## 2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Na presente seção são apresentados os conceitos e teorias que fundamentaram o desenvolvimento desta dissertação. A fundamentação teórico-empírica está estruturada em seções específicas contextualizando o Mercado de Saúde Suplementar, as Organizações Cooperativas, os modelos de previsão de Insolvência e suas aplicações em Cooperativas Médicas.

### 2.1 MERCADO SAÚDE SUPLEMENTAR NO BRASIL

A Lei 9656/98 define as OPS como empresas que exercem as atividades de administração, comercialização ou disponibilização dos planos de saúde. Elas têm a finalidade de garantir a assistência médica, hospitalar e odontológica a seus contratantes, sem limite financeiro para estas garantias.

Considerado pela agência o lado mais fraco da cadeia do mercado da saúde suplementar, o foco de atuação da ANS são os usuários dos planos de saúde. Neste sentido foram criadas algumas medidas de controle e de proteção ao usuário, como o Plano de Contas Padrão que objetivou a uniformização da Contabilidade, facilitando o controle econômico financeiro; e o Sistema de Garantias e Provisões Técnicas, que garantiu provisões financeiras suplementares para que as OPS tivessem como cumprir seus compromissos quando em dificuldades (ARAÚJO, 2004).

Com a Lei nº 10.185/01 o setor de saúde suplementar passou a ser dividido em oito modalidades que são as administradoras, as cooperativas médicas, as cooperativas odontológicas, as autogestões, as filantrópicas, as medicinas de grupo, as odontológicas de grupo e as seguradoras especializadas em saúde. (BRASIL, 2001).

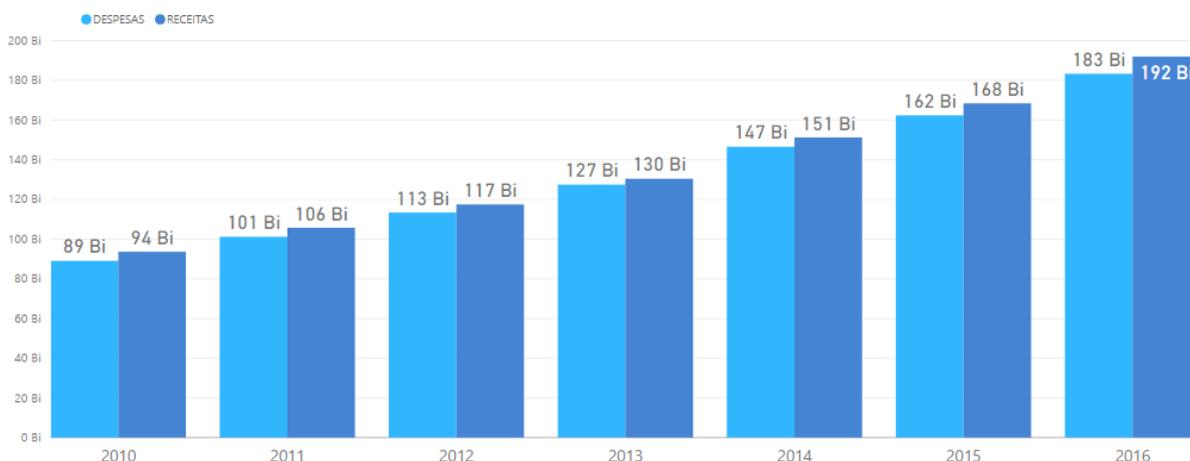
**Figura 04 – Evolução dos Ativos Totais das OPS – Bilhões de Reais**

Fonte: Base de Dados tabulada pelo autor

Os dados oriundos do Portal Brasileiro de Dados Abertos (BRASIL, 2018), tabulados pelo autor, fornecem dados das demonstrações financeiras (DRE's e Balanços) de todas as OPS do Brasil, de modo trimestral ano a ano.

O mercado de OPS no Brasil registrou ao final do ano de 2016 R\$ 116 bilhões em Ativos Contábeis, como observado na Figura 04, este valor é quase o dobro do valor ao final do ano de 2010. Estes dados mostram um mercado crescente e mesmo comparados às figuras 01 e 02, não foi possível observar reduções em ativos. Esta situação corrobora a conclusão acerca de unificação e concentração de mercado nas OPS. A figura 05 demonstra um maior crescimento de Despesas do que de Receitas no mesmo período.

**Figura 05 – Evolução das Despesas e Receitas das OPS – Bilhões de Reais**



Fonte: Base de Dados tabulada pelo autor

A Figura 05 mostra as Receitas, que aumentaram 104,3% no período, e as despesas, que cresceram 105,6% entre os anos de 2010 e 2016.

### 2.1.1. Cooperativas Médicas

As cooperativas médicas são sociedades de pessoas sem fins lucrativos constituídas conforme o disposto na Lei nº 5.764/71 (Lei geral do cooperativismo), que operam planos privados de assistência à saúde. Estas foram a forma encontrada para que os médicos se organizassem sob pessoa jurídica. Com esta estrutura, puderam operar os convênios com as empresas e pessoas físicas. Isso transformou esses profissionais em sócios dos resultados financeiros da cooperativa e em prestadores de serviços à empresa de que são sócios simultaneamente.

No sentido de melhor classificar as cooperativas a OCB, entidade que representa todas as cooperativas do Brasil, define a divisão em 13 ramos. Um deles é o ramo saúde, que foram as cooperativas objeto de estudo dessa dissertação.

O mercado de planos de saúde pode ser agrupado como as seguradoras de saúde, as empresas de medicina de grupo, as cooperativas médicas e as entidades de autogestão. Estas organizações vendem planos de saúde que intermedeiam o movimento de acesso aos serviços privados de saúde. Essas protegem os segurados

do custo vinculado ao risco de adoecer. Pelo princípio do mutualismo, as famílias e pessoas jurídicas responsáveis pelo pagamento das contraprestações dos planos de saúde, ficam protegidas contra desembolsos de valores extremos destes custos.

Dentre estes grupos, as cooperativas de saúde dedicam-se à preservação e promoção da saúde e ao direcionamento de trabalho ao seu corpo de médicos cooperados. Segundo (VIANA, VILELA, *et al.*, 2012) no Brasil os sistemas de cooperativas de saúde são os mais desenvolvidos do mundo. Além das Unimed's e Uniodonto, existem numerosas cooperativas locais que agregam médicos da mesma especialidade (anestesiologistas por exemplo) ou que trabalham num mesmo hospital ou órgão público.

Nesse sentido, Bialoskorski expõem:

Assim percebe-se que cooperativas que se formaram com uma importante coalisão de interesses em um mesmo grupo étnico, solidário e voluntário, com um forte código de ética, crescem economicamente impulsionados pelo mercado e pela necessidade da geração de renda e riquezas, e nessa trajetória internalizam necessariamente a lógica econômica de maximização de resultados (BIALOSKORSKI NETO, 2006 pág 150).

A primeira cooperativa de trabalho médico do país e também das Américas foi a União dos Médicos, Unimed fundada na cidade de Santos (SP) em 1967 (UNIMED, 2017), que marca o surgimento de um modelo de organização empresarial cooperativo, diferente das demais OPS. Já na década de 70 surgiram as federações Unimed visando padronizar procedimentos operacionais e estimular a troca de experiência entre cooperativas do mesmo estado. Em 28 de novembro de 1975 foi criada a Confederação Nacional das Cooperativas médicas – Unimed do Brasil, entidade máxima do sistema Unimed que congrega federações e singulares de todo país.

Segundo dados da própria Unimed do Brasil (MOREIRA, 2012), o sistema Unimed é a maior rede de assistência no Brasil, estando em mais de 80% do país, e ainda a maior cooperativa na área de saúde no mundo.

Com mais de 109 mil médicos, mais de 3 mil hospitais credenciados, a marca Unimed vem sendo lembrada pelos brasileiros como *Top of Mind* segundo o Instituto Data Folha por 17 anos seguidos no seguimento Planos de Saúde.

Segundo Bialoskorski (BIALOSKORSKI NETO, 2012), para analisar as cooperativas, é necessário avaliar os fatores que levaram à formação e manutenção

da empresa nesta forma de arquitetura. Pelo viés da Teoria dos Jogos, a cooperação voluntária é o ponto de equilíbrio descrita como “dilema do prisioneiro”. Nesta visão a cooperação traz resultados melhores a ambos. Da mesma forma o autor acima coloca a cooperação como uma forma de “alocar custos e benefícios pelos seus diversos associados, enquanto se preservam os incentivos para a proteção da organização”. Nas cooperativas, os sócios são os que detêm os direitos aos fluxos de rendimentos gerados, assim como, têm o dever sobre os prejuízos gerados.

Dentro das Cooperativas, os princípios gerais são a base para sua criação e manutenção. Hoje a ICA, órgão máximo do movimento cooperativista mundial, criada em 1895, define estes princípios como “Princípios Doutrinários”. E esses são até hoje, ditos como fundamentais para criação de uma cooperativa.

Estes princípios podem ser resumidos como:

- a. A democracia;
- b. A adesão livre e voluntária;
- c. A neutralidade política e religiosa da empresa;
- d. O fomento à educação cooperativista;
- e. O retorno *pro rata* das sobras das operações;
- f. A intenção de modificar a ordem econômica.

O princípio f (a intenção de modificar a ordem econômica) já não faz parte da doutrina cooperativista, mas ele foi por muito tempo integrante deste grupo. À época este fazia parte de um propósito revolucionários dos participantes mais utópicos.

Em vários momentos, a própria ACI tem discutido estes princípios em assembleias gerais e esses tem passado por pequenas alterações (BIALOSKORSKI NETO, 2012).

Cada cooperado tem o poder de influenciar no destino da empresa, mas não proporcional a sua participação de cotas, e sim pelo princípio cooperativista de “Um homem, um único voto”.

Nas cooperativas todos os cooperados tem acesso ao suporte técnico e direito igual aos serviços, informações. Diferente das cooperativas agrícolas, nas médicas o cooperado deve fornecer agenda disponível aos beneficiários do plano de saúde contratado, assim como atendê-los especificamente na especialidade pela qual foi cadastrado na cooperativa: Clínico geral, pediatra, ortopedista, etc.

Na cooperativa médica, o quadro de médicos cooperados, os médicos credenciados e as Clínicas e Hospitais prestadores de serviço, são alguns dos motivos de escolha do cliente. Porém, neste modelo de Cooperativas Operadoras de Planos de Saúde, o cooperado é o sócio e também o gerador de Custos assistenciais em sua maior parte. Diferente das cooperativas agrícolas por exemplo, onde o associado é responsável pela geração de Receita da cooperativa em sua maior parte, e em menor parte também pelos custos, como a armazenagem da produção e a assistência técnica aos produtores.

O cooperativismo e as formas de cooperação são de origem muito antiga na história. Segundo (BIALOSKORSKI NETO, 2006) existem registros sobre a cooperação e a associação solidária desde a Pré-História da civilização, em tribos indígenas ou em antigas civilizações como os Babilônicos.

A história do cooperativismo no Brasil remonta a tempos antes do descobrimento, referenciado nos sistemas coletivos indígenas, e posteriormente, com a chegada dos padres Jesuítas, a “Republica dos Guaranis” é uma experiência associativista. O conceito moderno de cooperativismo foi trazido ao país com a chegada dos imigrantes europeus, principalmente alemães e italianos (BIALOSKORSKI NETO, 2012)

De acordo com (MOREIRA, 2012), a primeira associação no Brasil que foi considerada oficialmente como “Cooperativa” surgiu em Ouro Preto, Minas Gerais, ainda no final do Império. Em outubro de 1889, formada por um grupo de funcionários públicos, foi criada a “*Sociedade Cooperativa Econômica dos Funcionários Públicos de Ouro Preto*”. Essa cooperativa foi baseada no modelo dos “*Pioneiros de Rochdale*” (BIALOSKORSKI NETO, 2012), e seu objetivo foi ser uma cooperativa mista, com várias finalidades para os sócios.

Atualmente o Brasil tem um sistema de cooperativas de grande porte. Os números apontam 6.586 cooperativas, com mais de 10 milhões de associados e empregam diretamente mais de 30.000 pessoas. O sistema é organizado hierarquicamente em três níveis de cooperativas: Singular ou de 1º (grau associações formadas por pelo menos 20 pessoas físicas são a base do sistema), Federação ou de 2º grau (formadas por pelo menos três cooperativas singulares), prestam serviços a suas afiliadas, especialmente programas de capacitação e que envolvam

investimento em comum, Confederação ou de 3º grau (formadas por pelo menos 3 federações) organizam e prestam serviços de grande escala às suas afiliadas.

## 2.2 INSOLVÊNCIA

Segundo (BARROS e BEIRUTH, 2016), vários autores abordam sobre as causas pelas quais as empresas entram em falência. Andrich, et al, (2014) relata acerca da complexidade da liquidez da empresa, da liquidez do ativo e da causa da insolvência, já que o inadimplemento é o primeiro sintoma da baixa de liquidez numa empresa (CRUZ, et al, 2019). A insolvência de uma empresa como o momento em que ela se torna incapaz de honrar com seus compromissos sem afetar o capital investido pelos seus acionistas (LEV, 1968).

## 2.3 MODELOS DE CÁLCULO PARA PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA

No mercado de planos de saúde, verifica-se que o risco do negócio é alto, e isso ocorre devido a diversos fatores como procedimentos de alta complexidade, entrada de novas tecnologias, inflação médica elevada, envelhecimento da população, novas regulações financeiras perante ANS, ente outros. Com isso, algumas operadoras de planos de saúde passaram por problemas financeiros, se mostraram insolventes e com dificuldades para arcar com os compromissos.

O surgimento de modelos de previsão de insolvência é antigo, datados da década de 30, advindos da necessidade de resguardar os interesses dos atores que se relacionavam no mercado.

Entretanto, os modelos de previsão de insolvência só ganharam relevância a partir da década de 60 com a utilização de técnicas estatísticas (PINHEIRO, SANTOS, *et al.*, 2007). (BEAVER, 1966) e (ALTMAN, 1968) foram os pioneiros a utilizarem os modelos estatísticos de previsão de insolvência, sendo que (BEAVER, 1966) utilizou técnicas univariadas e (ALTMAN, 1968) técnicas multivariadas.

Com base nos trabalhos de (ELIZABETSKY, 1976), (KANITZ, 1978) e (MATIAS, 1976) pode-se dizer que são pioneiros em sua época no Brasil.

O estudo de (SCALZER, RODRIGUES e DA SILVA MACEDO, 2015) sobre as distribuidoras de energia elétrica brasileiras, foi apresentado um quadro com revisão da Literatura Brasileira sobre Solvência de Empresas. A Tabela 01 retrata o quadro citado.

Tabela 01 – Literatura brasileira sobre insolvência empresarial

Referência Bibliográfica e Amostra utilizada	Técnica Utilizada
Sanvicente e Minardi (1998) 92 empresas com ações na Bovespa entre 1986 e 1998.	Análise discriminante
Mário (2002) Empresas Mineraias com falência decretada junto às Varas de Falências e Concordatas de Belo Horizonte, Betim e Contagem	Análise discriminante
Martins (2003) Empresas concordatárias com capital aberto entre o período de 1990 e 2000.	Modelo de Cox (1972)
Castro Júnior (2003) Empresas não financeiras de capital aberto com dados de balanço entre 1996 e 2002.	Análise discriminante, regressão logística e redes neurais
Pinheiro et al. (2009) 174 empresas não financeiras com capital aberto na Bovespa, entre 1995 e 2006.	Análise discriminante
Brito e Assaf Neto (2008) 66 empresas de capital aberto entre 1995 e 2006, sendo 33 empresas em default .	Análise Logit
Virgilitto e Fama (2008) 114 empresas da base de dados do SERASA entre os anos de 1995 a 1998.	Análise Logit
Guimarães e Moreira (2002) 116 empresas de 17 setores diferentes, no período de 1994 a 2003 coletados do banco de dados do SABE (Sistema de Análise de Balanços de Empresas) do IBMEC.	Análise discriminante
Nascimento et al. (2011) Empresas do setor aéreo: GOL SA e TAM SA	Análise discriminante
Carneiro (2011) 11 concessionárias de transporte com dados financeiros de 2006 a 2009, sendo retirados dos relatórios disponíveis na ANTT (Agencia Nacional de Transportes Terrestres)	Índice du Pont
Silva et al. (2012) 13 empresas que decretaram falência entre 1997 e 2003 no mercado brasileiro.	Análise discriminante
Barros (2013) 782, 752, 721, 763 operadoras de planos de saúde respectivamente para os anos de 2009, 2010, 2011 e 2012. Os dados foram coletados das informações financeiras disponíveis no site da ANS (Agencia Nacional de Saúde).	Análise discriminante

Fonte: Reprodução na íntegra de (SCALZER, RODRIGUES e DA SILVA MACEDO, 2015)

Segundo (BARROS e BEIRUTH, 2016), para as OPS não existiam nenhum outro modelo de previsão de insolvência descrito utilizando dados financeiros até a publicação do trabalho de (GUIMARÃES e ALVES, 2009), que apresentaram um novo modelo de previsão de insolvência avaliando 17 indicadores financeiros. Os resultados do modelo desenvolvido foram comparados ao modelo do escore “Z” de Altman e obtiveram uma acurácia superior (GUIMARÃES e ALVES, 2009).

Apesar de existirem advertências sobre a utilização de dados contábeis (AHERN, 1991) apud (GUIMARÃES e ALVES, 2009) nos modelos de previsão de insolvência, (KANITZ, 1978) conclui que as demonstrações contábeis sendo totalmente fidedignas, são de extrema importância, pois a capacidade de previsão é alta quando comparamos empresas do mesmo setor (BARROS e BEIRUTH, 2016).

Ainda no trabalho de (BARROS e BEIRUTH, 2016), foi possível verificar que existem evidências de que o Patrimônio Líquido é aceitável como indicador de previsão de insolvência para utilizar como variável no estudo, já que conseguiu diferenciar com segurança o grupo das OPS solventes do grupo das insolventes.

Esta pesquisa considerou a aplicação dos modelos estudados por (BARROS e BEIRUTH, 2016) de previsão de Insolvência propostos por (ELIZABETSKY, 1976), (MATIAS, 1976), (KANITZ, 1978), (ALTMAN, BAIDYA e DIAS, 1979), (SANVICENTE e MINARDI, 1998) e (GUIMARÃES e ALVES, 2009). O diferencial desta dissertação foi aplicar os modelos exclusivamente nas Cooperativas OPS.

No trabalho de (BARROS e BEIRUTH, 2016), a amostra foi de 782, 752, 721, 763 OPS para os anos de 2009, 2010, 2011 e 2012 respectivamente. Assim como nesta pesquisa, os dados foram obtidos dos DRE's das empresas, utilizando o sistema DIOPS - Documento de Informações Periódicas das Operadoras de Planos de Assistência à Saúde, oriundos do Site da Agência (ANS, 2017).

### **2.3.1 Modelagem proposta por Guimarães e Alves**

A modelagem proposta por (GUIMARÃES e ALVES, 2009) foi a primeira metodologia no Brasil a ser desenvolvida exclusivamente para OPS.

Os autores desenvolveram um modelo de previsão de insolvência focado especificamente em OPS. A técnica estatística utilizada foi de regressão logística. Foram utilizados num primeiro momento 17 indicadores financeiros faziam parte do modelo. A amostra foi de aproximadamente 706 operadoras brasileiras de planos de saúde. A base de dados da ANS apontava mais de 1.000 OPS, mas em torno de 300 eram exclusivamente de odontologia e desta forma foram excluídas da amostra. O objetivo foi desenvolver um modelo para prever a insolvência de uma operadora no ano seguinte ao analisado. O processo foi de considerar os dados de 2004 e prever a insolvência do ano 2005. Como a base da modelagem foi a regressão Logística, as OPS foram classificadas como (solvente = 0, insolvente = 1). Neste estudo, os autores consideram a OPS insolvente ou solvente segundo o seu PL. Quando o valor de seu patrimônio líquido, após um ano, é inferior ou igual zero, ela foi considerada insolvente, enquanto quando o seu patrimônio líquido foi maior que zero, ela foi considerada solvente.

O modelo de Regressão Logística final foi composto de 3 variáveis, e pode ser descrito na forma abaixo:

$$\text{Log (PI/1-PI)} = -4,834 + 1,206 \times \text{Log (PC/PL)} - 5,716 \times (\text{LL/AT}) + 0,242 \times (\text{RT/AT})$$

AT = Ativo Total

LL = Lucro Líquido;

PI = Probabilidade de Insolvência;

PC = Passivo Circulante (excluindo-se as provisões);

PL = Patrimônio Líquido;

RT = Receita Total (Líquida)

Os valores sugeridos para separação, segundo os autores são (GUIMARÃES e ALVES, 2009) pág. 467:

- a. Vermelho (alta probabilidade de insolvência): maior que 0,040
- b. Amarelo (alguma probabilidade de insolvência): entre 0,025 e 0,040

c. Verde (insolvência improvável): menor que 0,025

De modo a comparar e entender o poder de previsão, foi selecionada uma segunda amostra com 745 OPS, sendo 20 delas insolventes. O modelo específico então foi comparado a um modelo bastante popular, o escore “Z” de Altman.

Com esta nova base de testes, o modelo proposto por (GUIMARÃES e ALVES, 2009) teve um desempenho superior ao Escore Z de Altman. Em termos de Razão de Acurácia, o modelo específico para OPS obteve 69,65% e o Escore de Altman 68,77%.

Os autores concluíram que o modelo específico para OPS tem desempenho superior ao Escore Z de Altman, que é uma modelagem clássica utilizada há mais de 50 anos.

### 2.3.2 Modelagem proposta por Elizabetsky

Neste modelo, o autor (ELIZABETSKY, 1976) fez uso da Análise Discriminante como técnica estatística. O objetivo foi a utilização no setor de crédito de um banco. Em seu trabalho, (ELIZABETSKY, 1976) considerou uma amostra de 373 empresas, sendo estas do setor de confecções, pois o setor apresentava graves problemas de liquidez. Destas empresas, foram 274 empresas classificadas como tendo boas condições financeiras, e 99 empresas como tendo más condições financeiras.

No modelo inicial o autor utilizou 38 indicadores financeiros, sendo que o modelo final ficou com 5 variáveis eleitas como relevantes para previsão de insolvência.

Neste estudo o autor considerou como ponto de corte de seu modelo discriminante o escore de 0,5.

$$Z = 1,93 X1 - 0,21 X2 + 1,02 X3 + 1,33 X4 - 1,13 X5$$

X1 = lucro líquido/vendas

X2 = disponível/ativo permanente

X3 = contas a receber/ativo total

X4 = estoque/ativo total

X5 = passivo circulante/ativo total

### 2.3.3 Modelagem proposta por Matias

No modelo de (MATIAS, 1976), o autor utilizou também a análise discriminante. A amostra foi de 100 empresas de ramos de atividades diferentes, das quais 50 eram solventes e 50 insolventes, entre o período de 1977 e 1978. Seu objetivo foi de uma contribuição teórica de modo a aperfeiçoar a concessão de crédito às pessoas jurídicas. A precisão do modelo foi de 75%.

A equação do modelo está descrita da seguinte forma:

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

X1 = Patrimônio líquido/Ativo total

X2 = Financiamento e empréstimos bancários / Ativo circulante

X3 = Fornecedores / Ativo Total

X4 = Ativo Circulante /Passivo circulante

X5 = Lucro operacional/lucro bruto

X6 = Disponível / Ativo total

Para o autor, o ponto discriminante é zero. No estudo a empresa que obteve valor acima de zero, foi considerada solvente. Caso o resultado da equação tenha um valor abaixo de zero, foi considerada insolvente.

### 2.3.4 Modelagem proposta por Kanitz

O modelo de (KANITZ, 1978) utilizou um modelo estatístico em uma equação matemática. Diferente dos modelos citados acima, o autor associou o uso de técnicas de regressão múltipla e análise discriminante. O objetivo deste modelo foi avaliar o risco de insolvência com um fator, que o autor descreveu como “Fator de Insolvência”, indicando o que poderia acontecer em futuro próximo. Nos moldes do Escore Z de Altman, foi criado um termômetro de insolvência, considerando três possíveis situações: Solvência, Penumbra ou situação indefinida e Insolvência.

Sobre a amostra, o estudo utilizou 5.000 demonstrações financeiras de empresas brasileiras. Foram separadas 21 empresas aleatoriamente que haviam falido entre 1972 e 1974. Com um modelo final de análise discriminante, foram cinco as variáveis mais relevantes na explicação.

O modelo de Kanitz pode ser demonstrado na seguinte equação:

$$FI = 0,05X1 + 1,65X2 + 3,55X3 - 1,06X4 - 0,33X5$$

$X1 = \text{Lucro Líquido} / \text{Patrimônio Líquido}$

$X2 = (\text{Ativo Circulante} + \text{Realizável a Longo Prazo}) / \text{Exigível total}$

$X3 = (\text{Ativo Circulante} - \text{Estoques}) / \text{Passivo Circulante}$

$X4 = \text{Ativo Circulante} / \text{Passivo Circulante}$

$X5 = \text{Exigível total} / \text{Patrimônio Líquido}$

De acordo com o modelo, o autor definiu como o fator de insolvência calculado para uma empresa apresenta um valor entre (0) e (7), a empresa foi classificada como solvente. Se o fator apresentasse um valor entre (0) e (-3), a empresa seria classificada em uma região denominada penumbra ou indefinida. Da mesma forma, se o fator estivesse entre (-3) e (-7), a empresa seria considerada insolvente.

### 2.3.5 Modelagem proposta por Altman, Baidya e Dias

Os autores definiram como o propósito deste trabalho em examinar a experiência recente (à época) das falências no Brasil e desenvolver, testar e analisar um modelo quantitativo para classificar e prever problemas financeiros nas empresas (ALTMAN, BAIDYA e DIAS, 1979) pág. 17.

O estudo foi conduzido com análise discriminante, onde foram encontradas 23 empresas com problemas financeiros reconhecidos, e posteriormente outras 23 de mesmo ramo e portes para formar a amostra comparável de empresas sem problemas. Foram utilizados dados de balanço contábil do ano exatamente anterior ao ano que demonstrou problemas financeiros, e por consequência, dados deste mesmo ano da empresa sem problemas. Os anos foram de 1975 a 1977.

O ponto crítico de separação dos grupos definido pelos autores é zero. Isto é, empresas com resultado da equação maior que zero foram classificadas no grupo de empresas Solventes e por consequência, as empresas com índice Z menor que zero foram classificadas como Insolventes.

A equação de análise discriminante de (ALTMAN, BAIDYA e DIAS, 1979) está descrita abaixo:

$$Z1 = -1,44 + 4,03X2 + 2,25X3 + 0,14X4 + 0,42X5$$

X1 = índice Capital de Giro Líquido / Ativo Total

X2 = Reservas e Lucros Suspensos / Ativo Total

X3 = Lucro antes de Juros e Impostos / Ativo Total

X4 = Patrimônio Líquido / Ativo Total

X5 = Vendas / Ativo Total

O procedimento de repetir a modelagem retirando apenas 1 das empresas e deixando as outras 57 foi feito repetidamente. E desta forma, foi usado o modelo

sem aquela determinada empresa para prever a situação da mesma. Foi dado o nome de teste de validação para este procedimento. O resultado foi de 87% de precisão.

O valor discriminante da equação é Zero. Porém os autores alertam para uma área de difícil precisão que está entre -0,34 e +0,20. Esta foi a faixa que gerou menor confiança na classificação.

### 2.3.6 Modelagem proposta por Sanvicente e Minardi

Os autores utilizaram informações contábeis de 92 empresas com ações negociadas na Bovespa-SP. Nesta base existiam 46 ações negociadas como concordatárias no período de 1986 a 1998, onde este foi o grupo de Insolventes. Para formar o grupo de empresas não concordatárias, ou Solventes, foi utilizado uma amostra emparelhada com o grupo anterior, sendo esta amostra estratificada por setor industrial. Os autores fizeram uso da classificação setorial do banco de dados da Economática.

Como na maioria dos modelos acima apresentados, os autores utilizaram a técnica estatística de Análise Discriminante nesta pesquisa.

No início do estudo foram consideradas 14 variáveis independentes. No desenvolvimento da análise foi utilizado o Escore Z de Altman para comparação. Após a aplicação da técnica estatística, o modelo final ficou com 5 variáveis.

Os autores se mostraram muito satisfeitos com o modelo proposto, e apontaram em sua conclusão uma precisão de 81,8% de acerto.

A equação de análise discriminante (SANVICENTE e MINARDI, 1998) está descrita abaixo:

$$Z = - 0,042 + 2,909X1 - 0,875X2 + 3,636 X3 + 0,172 X4 + 0,029 X5$$

$$X1 = (\text{ativo circulante} - \text{passivo total}) / \text{ativo total}$$

$$X2 = (\text{patrimônio líquido} - \text{capital social}) / \text{ativo total}$$

$$X3 = (\text{lucro operacional} - \text{despesas financeiras} + \text{receitas financeiras}) / \text{ativo total}$$

X4 = patrimônio líquido / exigível total

X5 = lucro operacional antes de juros e imposto de renda / despesas financeiras

### 2.3.7 Variáveis Utilizadas nos Modelos

Nos estudos acima é possível notar que algumas variáveis das equações se repetem nos modelos. Desta forma é possível extrair da base de dados 26 variáveis com as quais é possível calcular o resultado de todos os 6 modelos. Nesta dissertação estas variáveis foram chamadas de “Variáveis Base” que estão expostas abaixo:

B01 = Ativo Circulante

B02 = Ativo Permanente

B03 = Ativo Total

B04 = Capital Social

B05 = Contas A Receber

B06 = Despesas Financeiras

B07 = Disponível

B08 = Estoques

B09 = Exigível Total

B10 = Financ/Empréstimos Bancários

B11 = Fornecedores

B12 = Lucro Antes De Juros E Impostos

B13 = Lucro Bruto

B14 = Lucro Líquido

B15 = Lucro Operacional

B16 = Lucro Operacional Antes De Juros E Imposto De Renda

B17 = Passivo Circulante

B18 = Passivo Circulante (-Provisões)

B19 = Passivo Total

B20 = Patrimônio Líquido

B21 = Realizável A Longo Prazo

B22 = Receita Total Líquida

B23 = Receitas Financeiras

B24 = Reservas E Lucros Suspensos

B25 = Vendas

B26 = Provisões

## 2.4 ESTUDOS APLICADOS EM OPERADORAS DE SAÚDE

No trabalho de (BARROS e BEIRUTH, 2016), que serviu de base de referência para esta dissertação, foi possível analisar a conclusão acerca das assertividades dos modelos, quando estes foram aplicados em todo o grupo de OPS.

Tabela 02 – Média Dos Anos De 2009, 2010 e 2011 - Resultado

MODELO	INSOLVENTE CORRETO	SOLVENTE CORRETO	ERRO TIPO I	ERRO TIPO II
<b>ELIZABETSKY (1976)</b>	98,90%	8,44%	1,10%	91,56%
<b>MATIAS (1978)</b>	75,59%	90,64%	24,41%	9,36%
<b>KANITZ (1978)</b>	15,01%	97,58%	84,99%	2,42%
<b>ALTMAN ET AL Z1 (1979)</b>	73,46%	56,95%	26,54%	43,05%
<b>SANVICENTE E MINARDI (1998)</b>	82,14%	28,51%	17,86%	71,49%
<b>GUIMARÃES E ALVES (2009)</b>	49,57%	23,13%	50,43%	76,87%

Fonte: Tabela 10 de (BARROS e BEIRUTH, 2016)

As conclusões daquele estudo foram que, de maneira ordenada decrescente de performance, os melhores modelos foram:

1 – Matias (1978); 2 – Altman, Baidya e Dias (1979); 3 – Sanvicente e Minardi (1998); 4 - Guimarães e Alves (2009); 5 – Kanitz (1978) e 6 – Elizabetsky (1976). Para tanto, utilizou-se como critério de medição de performance os modelos que tiveram maiores percentuais médios nos grupos de Insolvente Correto e Solvente Correto. Como o resultado geral, pode-se inferir que os modelos de Matias (1978) e Altman, Baidya e Dias (1979) foram eficazes na previsão da insolvência das Operadoras de Planos de Saúde no período analisado. (BARROS e BEIRUTH, 2016) pág. 26.

Vale ressaltar acerca desta conclusão, que era esperado um desempenho melhor do modelo de (GUIMARÃES e ALVES, 2009). Como citado no item 2.2.1, o estudo e modelos foram criados especificamente para as OPS. Foram utilizados dados da mesma fonte, somente com períodos diferentes no estudo de Barros e Beiruth (BARROS e BEIRUTH, 2016).

### **3 ABORDAGEM METODOLOGICA**

A presente seção tem como objetivo apresentar a metodologia da pesquisa, suas questões norteadoras, classificação e delineamento da pesquisa, além dos procedimentos metodológicos que foram aplicados.

#### **1.6 CLASSIFICAÇÃO E DELINEAMENTO DA PESQUISA**

O trabalho de pesquisa foi predominantemente descritivo e exploratório, sendo constituído por um estudo multicase aplicados à população de Cooperativas OPS do Brasil. Com dados secundários e característica quantitativa.

A abordagem quantitativa foi realizada com análise do resultado da aplicação dos modelos de previsão de insolvência descritos no item 2.2 do referencial teórico e medido o acerto em prever a insolvência com 1 ano de antecedência ao fato observado.

##### **3.1.1 Método, População e Amostra**

A pesquisa aconteceu por meio de métodos de análises estatísticas descritivas, aplicados nos resultados de cálculos dos modelos de previsão de insolvência, considerando dados, coletados a partir do site da ANS que divulga os dados contábeis de todas as OPS que enviam os dados à agência.

A população correspondeu a todas as Cooperativas OPS que têm os dados divulgados pela ANS no período de 2010 a 2017. Estas quantidades foram de:

- 2010 = 330
- 2011 = 326
- 2012 = 320
- 2013 = 315
- 2014 = 308

- 2015 = 305
- 2016 = 302
- 2017 = 292

## 3.2 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS APLICADOS

A presente seção tem como objetivo apresentar os conceitos e procedimentos que foram aplicados à coleta e análise dos dados da pesquisa.

### 3.2.1 Técnicas de Coletas e Análise de Dados

A análise de dados da dissertação compreende a coleta de dados secundários a partir do sitio da ANS (ANS, 2017). Desta fonte de dados foram coletadas informações de demonstrativos financeiros, sendo eles Balanços e DRE's. A análise dos dados se deu por meio de softwares conforme os seguintes passos:

- a. Download e descompactação dos arquivos de cada Ano do período de 2010 a 2017;
- b. Microsoft Power BI para agrupamentos dos arquivos “.csv”;
- c. Microsoft Access para tabulação dos dados;
- d. Microsoft Excel para cálculos e tabelas;
- e. Software R para cálculos estatísticos.

## 3.3 BASE DE DADOS

A base de dados desta dissertação, assim como os procedimentos para processamento estão descritos nas etapas abaixo:

- a. Dados Financeiros: foram coletados 8 arquivos “.csv” compreendendo as informações de demonstrativos financeiros anuais entre 2010 e 2017. A fonte de dados pode ser consultada em <http://dados.gov.br/dataset/http-www-ans-gov-br-perfil-do-setor-dados-abertos-dados-abertos-disponiveis-n3>;

- b. Dados de Cadastro de OPS: Foram obtidos a partir do seguinte endereço [http://ftp.dadosabertos.ans.gov.br/FTP/PDA/produtos\\_e\\_prestadores\\_ao\\_hospitalares/produtos\\_e\\_prestadores\\_ao\\_hospitalares.zip](http://ftp.dadosabertos.ans.gov.br/FTP/PDA/produtos_e_prestadores_ao_hospitalares/produtos_e_prestadores_ao_hospitalares.zip), nestes arquivos constam os dados de cadastro de OPS onde foi possível classificar a Modalidade e Segmento (Cooperativa ou Demais, Saúde ou Odontológica);
- c. Criação de um Banco de dados: Todos os arquivos foram importados para o Software Microsoft Power BI. Foram criadas 2 tabelas, uma com a junção dos 8 arquivos de dados Financeiros (4.872.549 registros) e outra com os dados de cadastro (3.878 registros). Deste modo foi possível criar os relacionamentos entre as tabelas, formando um único banco de dados relacional;
- d. Cálculos em Planilha Eletrônica: Todos os cálculos e filtros foram realizados utilizando o software Microsoft Excel conectado às consultas do banco de dados. Este passo é necessário devido a limitação de quantidade de registros que podem ser processados em planilhas.

A base de dados da ANS tem padrão próprio de Plano de Contas Contábil, e ainda houve uma mudança significativa em 2012 na codificação do plano de contas. Foi necessário realizar um “de-para” nas contas para homogeneizar a base de dados.

Ainda assim, os indicadores de Lucro Líquido, Lucro Operacional antes de Juros e Impostos, Lucro Bruto, entre outros foram calculados pelo autor com base nas contas meio (nível 2 e 3) do plano de contas, uma vez que nem todas as Cooperativas, dado sua natureza societária, apontam o resultado de Lucro Líquido na respectiva conta de Apuração de Resultados do plano de Contas Padrão ANS

## 3.4 ANÁLISE DE DADOS

Nos textos que referenciam esta dissertação é possível verificar que as técnicas estatísticas utilizadas foram Análise Discriminante e Regressão Logística. Nesta dissertação não foi realizada uma nova modelagem e sim aplicados os modelos existentes com os dados descritos no capítulo 3.3.

### 3.4.1 Matriz de Confusão – Indicadores de Eficácia dos Modelos

Para medir a eficácia de cada modelo foram criadas as matrizes de confusão, onde são cruzados os dados de forma que seja verificada a quantidade de observações que eram efetivamente positivas e o modelo classificou como positivas, assim como as originalmente negativas e sua respectiva classificação pelo modelo. Desta forma são quatro as resultantes desta classificação: Positivo-Positivo, Falso-Falso, Positivo-Falso e Falso-Positivo. Com base nesta matriz foi possível calcular os seguintes indicadores analisados anualmente:

- a. Índice de Sensibilidade (Insolvente Correto) – Percentual de OPS classificadas como Insolvente Corretamente pelo modelo sobre o total de OPS Insolventes;
- b. Índice de Especificidade (Solvente Correto) – Percentual de OPS classificadas como Solvente corretamente pelo modelo sobre o total de OPS Solventes;
- c. Índice de Acuracidade (Insolvente Correto + Solvente Correto) – Percentual de Insolventes Corretos e Solventes Corretos sobre o total da Amostra.

### 3.5 MODELO INTEGRADO DA PESQUISA

A presente seção tem por objetivo apresentar as etapas operacionais propostas para o projeto de pesquisa, considerando os objetivos específicos, forma de coleta, amostra pretendida, forma de análise e resultado esperado

Quadro 01 - Representação Metodológica das Etapas Operacionais da Pesquisa

<b>ETAPAS OPERACIONAIS DA PESQUISA</b>					
<b>Objetivos Específicos</b>	<b>População</b>	<b>Amostra Pretendida</b>	<b>Forma de Coleta</b>	<b>Forma de Análise</b>	<b>Resultado Esperado</b>
Descrever os aspectos singulares que diferencia Cooperativas OPS das demais OPS	Operadoras de Planos de Saúde	Operadoras de Planos de Saúde	Dados secundários de bases de dados da ANS	Análise Descritiva.	Identificar as características que diferenciam as OPS Cooperativas de Não Cooperativas
Identificar os modelos de Previsão de Insolvência	Modelos de Previsão de Insolvência	Modelos de Previsão de Insolvência aplicados à OPS	Dados secundários	Análise Descritiva.	Identificar quais os modelos já aplicados à OPS
Aplicar os modelos de Previsão de Insolvência para Cooperativas OPS	Cooperativas OPS	Cooperativas OPS	Dados primários – Aplicação de Modelos	Análise Estatística; Análise Descritiva.	Resultado dos scores e variáveis dependentes de cada Modelo
Analisar os modelos de Previsão de Insolvência para Cooperativas OPS	Modelos Aplicados às Cooperativas OPS	Modelos Aplicados às Cooperativas OPS	Dados primários – Resultados de Modelos	Análise Estatística; Análise Descritiva.	Identificar congruências; Identificar divergências.

Fonte: Elaborada pelo autor, 2019.

## 4 APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DE DADOS

A presente seção demonstra os dados, bem como suas respectivas análises, separadas nos seguintes tópicos: 4.1 – Análise Descritiva, 4.2 – Aspectos Singulares das Cooperativas OPS, 4.3 – Aplicação dos Modelos de Insolvência, 4.4 – Resultado da Aplicação dos Modelos de Insolvência e 4.5 – Análise Integrada dos Modelos de Insolvência.

### 4.1 ANÁLISE DESCRITIVA

A Tabela 03 demonstra a quantidade de OPS por modalidade que têm os dados na Banco de Dados Geral deste estudo.

Tabela 03 – Quantidade de OPS por Grupo, Modalidade e Ano

GRUPO E MODALIDADE	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017
<b>ODONTOLÓGICAS</b>	<b>367</b>	<b>355</b>	<b>342</b>	<b>331</b>	<b>330</b>	<b>320</b>	<b>301</b>	<b>288</b>
COOPERATIVA ODONTOLÓGICA	118	117	116	112	111	109	107	104
ODONTOLOGIA DE GRUPO	249	238	226	219	219	211	194	184
<b>MÉDICAS</b>	<b>922</b>	<b>895</b>	<b>856</b>	<b>838</b>	<b>803</b>	<b>772</b>	<b>752</b>	<b>719</b>
AUTOGESTÃO	133	130	126	125	128	128	126	122
COOPERATIVA MÉDICA*	330	326	320	315	308	305	302	292
FILANTROPIA	88	82	77	72	62	57	52	46
MEDICINA DE GRUPO	359	344	320	314	294	272	262	250
SEGURADORA ESPEC. EM SAÚDE	12	13	13	12	11	10	10	9
<b>TOTAL GERAL</b>	<b>1289</b>	<b>1250</b>	<b>1198</b>	<b>1169</b>	<b>1133</b>	<b>1092</b>	<b>1053</b>	<b>1007</b>

Fonte: Dados tabulados pelo autor - \*Modalidade de Estudo desta dissertação.

A Tabela 03 mostra a evolução de todas as modalidades de OPS, incluindo para efeito demonstrativo, o grupo de OPS exclusivamente odontológicas, além das OPS Médicas que são o objeto de estudo desta dissertação.

Quando observado o grupo de OPS Médicas, é possível ver a evolução das Cooperativas Médicas assumindo o posto de maior modalidade em quantidade de empresas. Enquanto as empresas de Medicina de Grupo tiveram uma queda no número de operadoras de 30,4%, as Cooperativas tiveram uma redução de 11,5%.

## 4.2 ASPECTOS SINGULARES DAS COOPERATIVAS OPS

A ANS em sua RDC nº 39 (Resolução de Diretoria Colegiada) definiu a classificação e segmentação das OPS (ANS, 2000). Em seu artigo 1º a RDC define:

Operadoras de Planos de Assistência à Saúde as empresas e entidades que operam, no mercado de saúde suplementar, planos de assistência à saúde, conforme disposto na Lei nº 9.656, de 1998 (ANS, 2000, p. artigo 1º) .

Desta forma a agência reguladora define claramente as modalidades que as OPS poderão se classificar. No caso das Cooperativas Médicas, o texto é exposto no Artigo 12º e coloca que as Sociedades de Pessoas sem fins lucrativos e constituídas conforme a Lei 5.764/1971 e que operam Planos Privados de Assistência à Saúde.

A FenaSaúde (Federação Nacional de Saúde Suplementar) também coloca em seu site (FENASAÚDE, 2019) a definição de cada modalidade de atuação das OPS. As definições estão resumidas na Tabela 04.

Tabela 04 – Definição de Modalidades de OPS - FenaSaúde

Modalidade	Descrição
<b>Medicina de Grupo e Odontologia de Grupo</b>	Comercializa planos de saúde para pessoa física ou pessoa jurídica. O beneficiário faz uso de uma estrutura própria e/ou contratada pela operadora (médicos, hospitais, laboratórios e clínicas). A odontologia de grupo comercializa plano exclusivamente odontológico.
<b>Seguradora Especializada em Saúde</b>	Operadora que não possui rede própria, mas referenciam uma rede de serviços, ou seja, pagam diretamente aos prestadores de serviços integrantes da rede, em nome dos clientes que utilizam os serviços. Os segurados podem escolher estabelecimentos ou profissionais de saúde não referenciados pela seguradora. Nesse caso, o beneficiário do plano recebe reembolso das despesas de acordo com limites estabelecidos.
<b>Cooperativa Médica e Cooperativa Odontológica</b>	De acordo com a Lei 5.764/71 (Lei das Cooperativas), a cooperativa e uma sociedade de pessoas sem fins lucrativos, formada pela associação autônoma de pelo menos 20 pessoas que se unem voluntariamente em uma sociedade coletiva e de interesse comum. Essas operadoras podem comercializar planos para pessoas físicas ou jurídicas, constituir uma rede de serviços própria ou contratar terceiros.
<b>Autogestão</b>	Pessoa jurídica de direito privado de fins não econômicos que opera plano de saúde, criada por empresas, associações de pessoas físicas ou jurídicas, fundações, sindicatos, entidades de categorias profissionais ou assemelhados, com o objetivo de prestar assistência à saúde exclusivamente a seus empregados, ex-empregados, administradores, ex-administradores, associados e dependentes do grupo familiar até o quarto grau de parentesco consanguíneo, até o segundo grau de parentesco por afinidade, criança ou adolescente sob guarda ou tutela, curatelado, cônjuge ou companheiro dos beneficiários. São impedidas de ofertar planos para o público em geral e classificam-se em três grupos: Autogestão vinculada a entidades públicas ou privadas patrocinadoras, instituidoras ou mantenedoras; Autogestão constituída sob a forma de associação ou fundação, sem mantenedora, para determinada categoria profissional e seus dependentes, que sejam associados ou associados ao seu instituidor; Autogestão que opera plano de saúde por intermédio de seu departamento de recursos humanos ou órgão assemelhado.
<b>Filantropia</b>	Entidades hospitalares sem fins lucrativos que operam Planos Privados de Assistência à Saúde e tenham obtido o certificado de entidade beneficente de assistência social emitido pelo Ministério competente, bem como a declaração de utilidade pública junto ao Ministério da Justiça, ou junto aos Órgãos dos

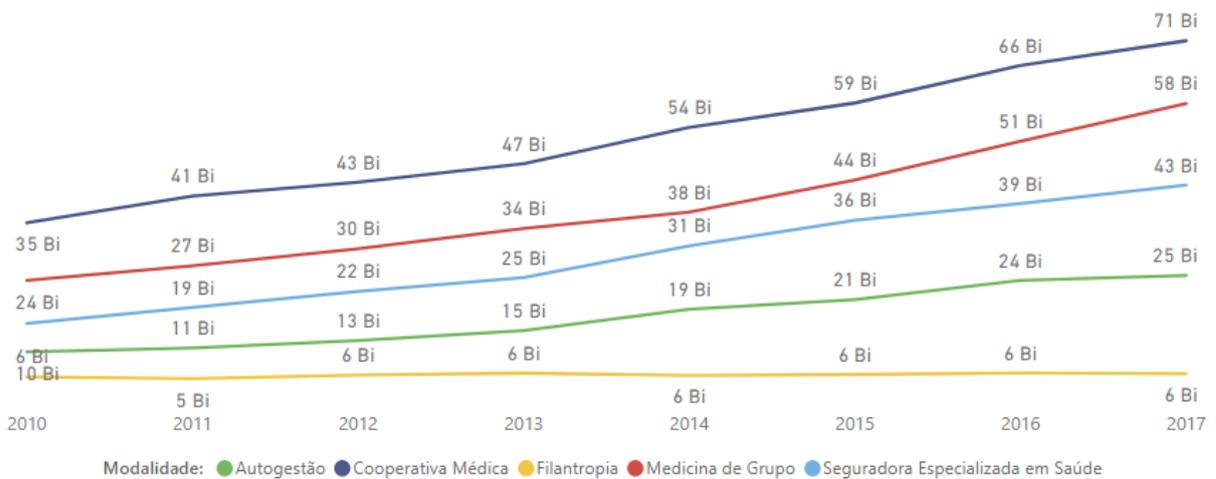
	Governos Estaduais e Municipais, na forma da regulamentação normativa específica vigente.
<b>Administradora de Benefício</b>	Pessoa jurídica que propõe a contratação de plano coletivo na condição de estipulante ou que presta serviços para pessoas jurídicas contratantes de planos privados de assistência à saúde coletivos, desenvolvendo ao menos uma das seguintes atividades: promover a reunião de pessoas jurídicas contratantes, contratar plano privado de assistência à saúde coletivo, na condição de estipulante, a ser disponibilizado para as pessoas jurídicas legitimadas para contratar; oferecimento de planos para associados das pessoas jurídicas contratantes; apoio técnico na discussão de aspectos operacionais, tais como: a) negociação de reajuste; b) aplicação de mecanismos de regulação pela operadora de plano de saúde; e c) alteração de rede assistencial.

Fonte: Resumo a partir do site Cnseg – FenaSaúde (FENASAÚDE, 2019).

Ainda como aspecto de diferenciação entre as modalidades, na Figura 03 é possível observar uma evolução distinta na quantidade de beneficiários por modalidade. Primeiramente as duas maiores modalidades em quantidade de beneficiário são Cooperativas Médicas e Medicina de Grupos. A modalidade de Cooperativas médicas se manteve sempre como a maior modalidade com média mensal de 18 milhões de beneficiários no período e apresentou, ao final do primeiro semestre de 2016, 37,6% do *Market share* em quantidade. Como próxima observação, a modalidade Cooperativas Médicas foi a que mais cresceu em quantidade de beneficiários no período, passando de 15,6 milhões para 18,2 milhões de beneficiários.

Ao analisar a evolução da quantidade, é possível verificar que as Receitas Totais por modalidade também mostram a modalidade Cooperativa Médica como a maior ao longo dos anos deste estudo.

**Figura 06 – Evolução das Receitas das OPS por Modalidade – Bilhões de Reais**



**Fonte: Base de Dados tabulada pelo autor**

Na Figura 06 é demonstrado a evolução e a manutenção como maior modalidade também em Receitas Totais das Cooperativas Médicas.

Como já citado, a estrutura de capital de uma Cooperativa Médica OPS é muito distinta das demais OPS dos outros seguimentos. Como questão principal está o conceito de Entidade sem Fins Lucrativos, onde o objetivo principal de uma cooperativa médica é gerar trabalho para os seus cooperados.

### 4.3 APLICAÇÃO DOS MODELOS DE PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA

Os modelos propostos foram aplicados com dados do ano  $x$  para prever a Insolvência do ano  $x+1$ . Por exemplo, o modelo utilizou os dados do ano de 2010 para prever a Insolvência no ano de 2011 e assim sucessivamente.

Com a previsão do ano para a Insolvência de cada uma das OPS, o resultado foi comparado a real situação da OPS, e assim foi possível montar a “matriz de confusão” com o resultado destes cruzamentos e calcular os índices de Acuracidade, Sensibilidade e Especificidade.

### 4.4 RESULTADOS DOS MODELOS DE PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA

O resultado de cada modelo será exposto abaixo, assim como os seus índices de Acuracidade, Sensibilidade, Especificidade e AUC. Ao final deste tópico os índices dos modelos serão comparados.

#### 4.4.1 Aplicação do Modelo de Guimarães e Alves

Por questões da própria equação do modelo de Guimarães e Alves, a amostra aplicada neste modelo é menor do que as demais. Como a equação gera erro quando temos PL negativo no ano base de projeção, foi necessário excluir as OPS nesta condição.

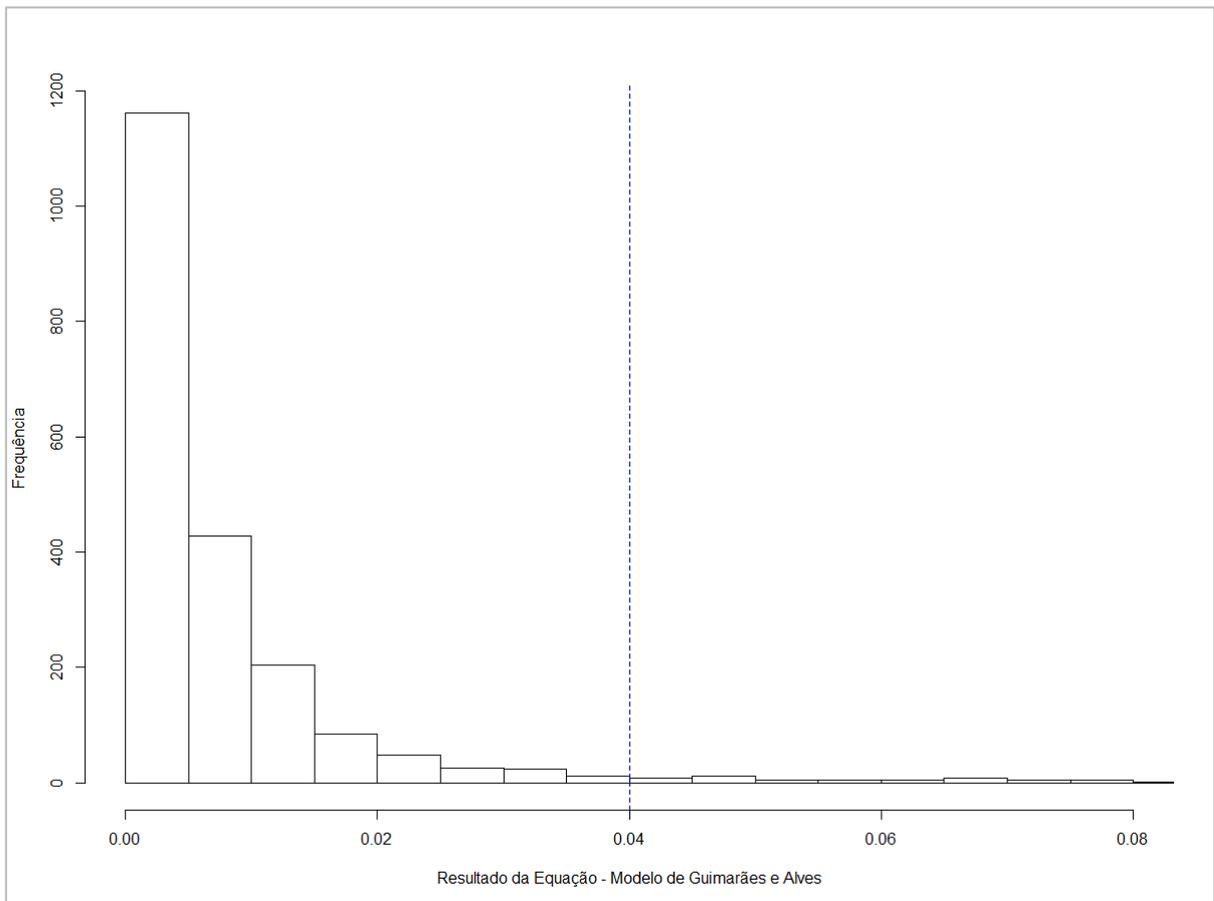
As linhas de corte utilizada no do modelo original são “Vermelho” (alta probabilidade de insolvência) maior que 0,040, “Amarelo” (alguma probabilidade de insolvência) entre 0,025 e 0,040 e “Verde” (insolvência improvável): menor que 0,025. Nesta pesquisa foi usado somente a classificação “Vermelho” sendo considerada como Insolvente a OPS.

Os resultados da equação mostraram valores concentrados entre 0 e 0,0095 (3º Quartil). O valor mínimo foi de 0, o 1º Quartil foi 0,0018, a Mediana de 0,0042, a média de 0,0148, o 3º Quartil foi 0,0095 e o máximo de 0,9978. Com um

desvio padrão de 0,0627, o coeficiente de variação está na faixa de 424%, mostrando uma alta variabilidade no resultado da equação.

Na Figura 07 é possível observar a distribuição dos valores entre os resultados da equação, com um histograma parcial.

**Figura 07 – Histograma da Equação de Guimarães e Alves**



**Fonte: Base de Dados tabulada pelo autor**

Os dados da Tabela 05 mostram os valores classificados pelo Modelo de (GUIMARÃES e ALVES, 2009) comparados a classificação Real da OPS. Para as tabelas abaixo a condição “0” é de Solvente e “1” é de Insolvente.

Tabela 05 – Matriz de Confusão do Modelo Guimarães e Alves

Ano Situação da OPS	Resultado do Modelo		Total
	0	1	
2011	293	19	312
<b>0</b>	290	12	302
<b>1</b>	3	7	10
2012	284	17	301
<b>0</b>	284	14	298
<b>1</b>		3	3
2013	285	19	304
<b>0</b>	284	15	299
<b>1</b>	1	4	5
2014	278	21	299
<b>0</b>	278	18	296
<b>1</b>		3	3
2015	288	8	296
<b>0</b>	285	8	293
<b>1</b>	3		3
2016	280	11	291
<b>0</b>	278	8	286
<b>1</b>	2	3	5
2017	278	8	286
<b>0</b>	277	7	284
<b>1</b>	1	1	2

Fonte: Tabulado pelo Autor

A tabela 05 mostra que existe uma pequena quantidade relativa de OPS em situação de Insolvência. Pode-se avaliar a redução da quantidade de OPS nesta situação de Insolvência, que passou de 10 em 2011 para 2 em 2017.

Para melhor analisar o resultado de previsão do modelo, segue abaixo a tabela 06.

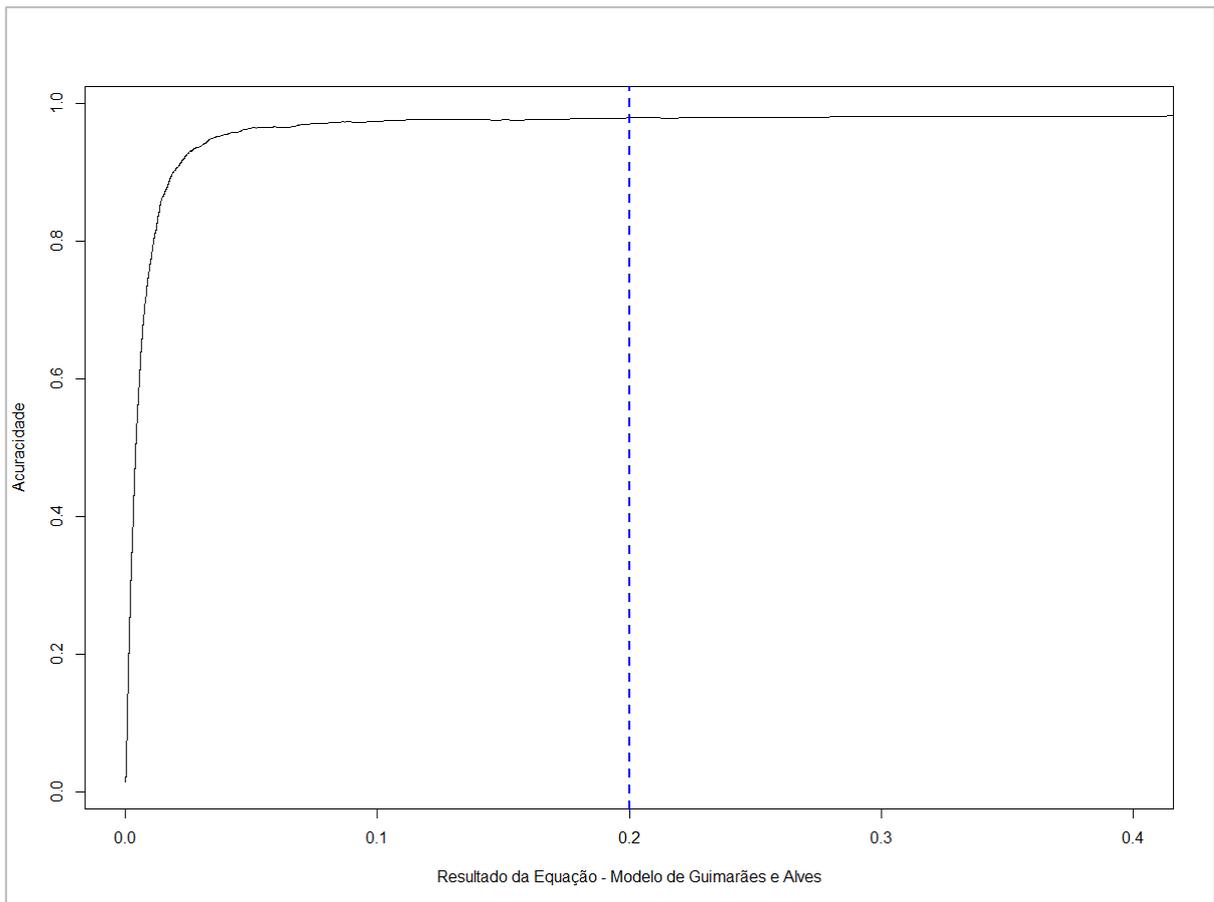
Tabela 06 – Avaliação do Resultado de Previsão do Modelo Guimarães e Alves

<b>Ano</b>	<b>Acuracidade</b>	<b>Sensibilidade Insolvente Correto</b>	<b>Especificidade Solvente Correto</b>	<b>Média (Sensibilidade e Especificidade)</b>
<b>2011</b>	95,2%	70,0%	96,0%	83,0%
<b>2012</b>	95,3%	100,0%	95,3%	97,7%
<b>2013</b>	94,7%	80,0%	95,0%	87,5%
<b>2014</b>	94,0%	100,0%	93,9%	97,0%
<b>2015</b>	96,3%	0,0%	97,3%	48,6%
<b>2016</b>	96,6%	60,0%	97,2%	78,6%
<b>2017</b>	97,2%	50,0%	97,5%	73,8%
<b>Média Geral</b>	95,6%	65,7%	96,0%	80,9%

Fonte: Tabulado pelo Autor

A tabela 06 mostra que o modelo teve dificuldade para identificar as OPS Insolventes nos anos de 2015, 2016 e 2017. Parte desta dificuldade pode ser ocasionada pela baixa quantidade de OPS nesta situação de Insolvência, como observado na tabela 05.

Para analisar a acuracidade, foi gerado um gráfico comparando a linha de corte simulada da equação com a Acuracidade resultante desta linha de corte.

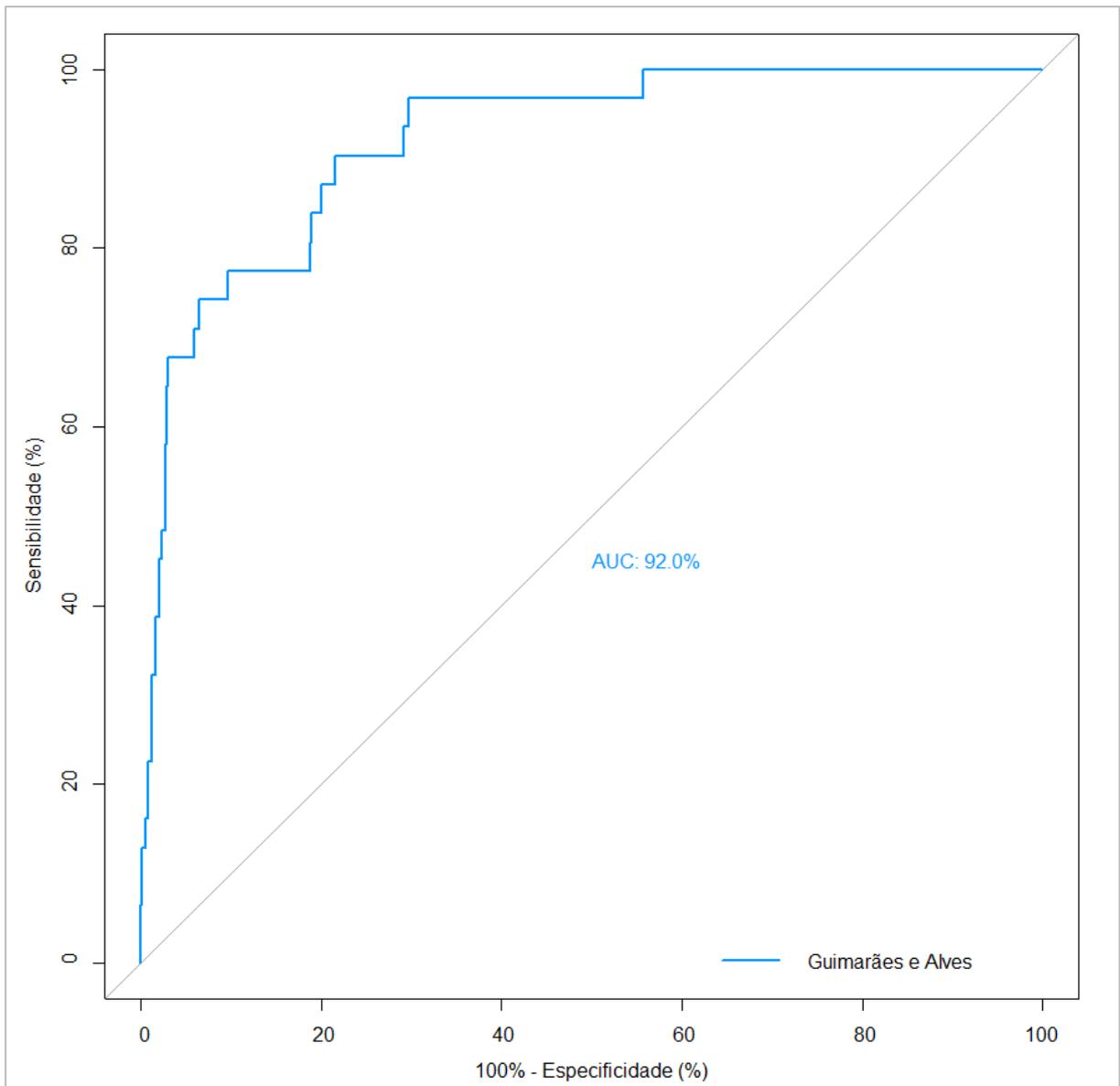
**Figura 08 – Acuracidade por Ponto de Corte – Modelo de Guimarães e Alves**

**Fonte: Base de Dados tabulada pelo autor**

Na figura 08 é possível observar que o ponto de corte (*cutoff*) do modelo de Guimarães e Alves gera uma acuracidade de 95,6% (linha azul no gráfico). Variando o *cutoff* é possível simular o ponto de máxima Acuracidade, que neste modelo seria de 98,61% utilizando o ponto de corte de 0,9858 (não foi possível incluir no gráfico).

Considerando que a base de dados tem poucas observações de OPS Insolventes, utilizar a máxima acuracidade para definir o ponto de corte pode gerar uma massiva classificação de OPS como Solventes. Desta forma, para medir a eficiência do modelo e gerar comparação com os demais modelos, foi gerada a Curva ROC do modelo e calculada sua AUC – Área baixo da Curva.

**Figura 09 – Curva ROC e AUC – Modelo de Guimarães e Alves**



Fonte: Base de Dados tabulada pelo autor

A área abaixo da curva ROC do modelo ficou em 91,98%. Esta será a principal estatística do modelo para comparação com os demais.

De maneira geral, considerando a média entre Sensibilidade e Especificidade, e o resultado de AUC, o modelo teve um bom desempenho.

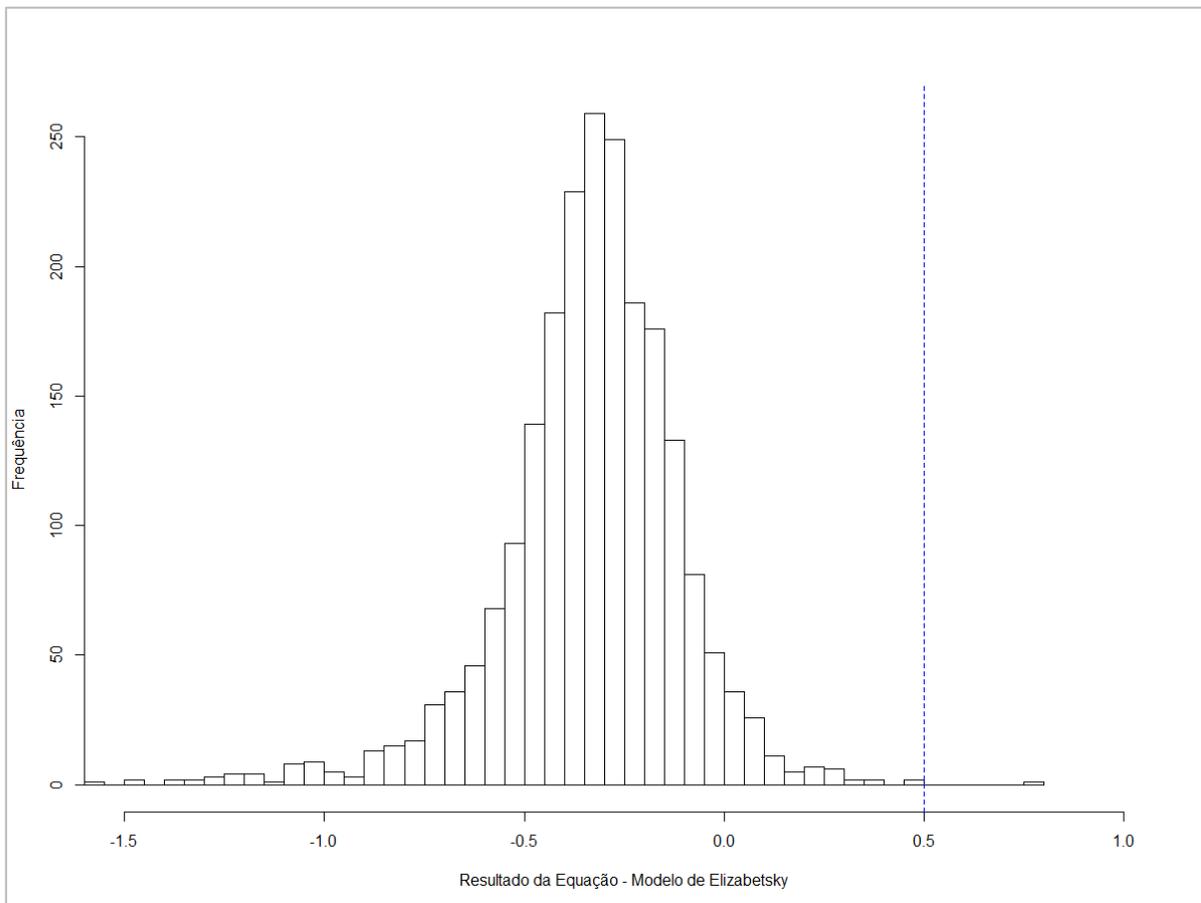
#### 4.4.2 Aplicação do Modelo de Elizabetsky

A linha de corte utilizada no modelo original é 0,5. Nesta pesquisa também foi usada a classificação “Menor de 0,5” sendo considerada como Insolvente a OPS.

Os resultados da equação mostraram valores bem distribuídos entre -1 e 0,5. O valor mínimo foi de -3.2402, o 1º Quartil foi de -0,4469, a Mediana de -0,3221, a média de -0,354, o 3º Quartil foi de -0,2006 e o máximo de 0,7547. Com um desvio padrão de 0,2975, o coeficiente de variação está na faixa de 84%, mostrando uma variabilidade alta devido aos valores extremos de mínimo e máximo do resultado da equação.

Na Figura 10 é possível observar a distribuição dos valores entre os resultados da equação, com um histograma parcial entre -1,5 e 1,0 (onde está a maior frequência de valores).

**Figura 10 – Histograma da Equação de Elizabetsky**



**Fonte: Base de Dados tabulada pelo autor**

Ao considerar o cut-off padrão do modelo, o resultado foi uma classificação massiva de OPS como Insolventes.

Os dados da Tabela 07 mostram os valores classificados pelo Modelo de (ELIZABETSKY, 1976) comparados a classificação Real da OPS. Para as tabelas abaixo a condição “0” é de Solvente e “1” é de Insolvente.

Tabela 07 – Matriz de Confusão do Modelo Elizabetsky

Ano	Resultado do Modelo		Total
	Situação da OPS	0	
2011			
		326	326
<b>0</b>		308	308
<b>1</b>		18	18
2012		320	320
<b>0</b>		306	306
<b>1</b>		14	14
2013	1	314	315
<b>0</b>	1	301	302
<b>1</b>		13	13
2014		308	308
<b>0</b>		297	297
<b>1</b>		11	11
2015		305	305
<b>0</b>		294	294
<b>1</b>		11	11
2016		302	302
<b>0</b>		289	289
<b>1</b>		13	13
2017		292	292
<b>0</b>		285	285
<b>1</b>		7	7

Fonte: Tabulado pelo Autor

A tabela 07 mostra que o modelo de Elizabetsky classificou quase a totalidade as OPS como Insolventes. Este fato remonta ao exposto no estudo de (BARROS e BEIRUTH, 2016), onde este modelo classificou como Insolvente 93% das OPS.

Para descrever melhor este fato, a tabela 08 mostra os valores Mínimos, Médios e Máximos para o resultado da equação do modelo.

Tabela 08 – Escores Anuais do Modelo Elizabetsky

Ano	Mín.	Média	Máx.
2011	-2,10	-0,29	0,26
2012	-2,37	-0,36	0,48
2013	-2,96	-0,38	0,75
2014	-2,82	-0,40	0,45
2015	-2,38	-0,36	0,36
2016	-2,52	-0,37	0,30
2017	-3,24	-0,32	0,29
<b>Total</b>	<b>-3,24</b>	<b>-0,35</b>	<b>0,75</b>

Fonte: Tabulado pelo Autor

Os valores resultantes do modelo ficaram muito baixos em todos os anos. Com exceção de 2013, nos demais anos o escore não esteve acima da linha de corte para classificação como Solvente, que para este modelo é 0,5.

Para complementar a análise do resultado de previsão do modelo, segue abaixo a tabela 09.

Tabela 09 – Avaliação do Resultado de Previsão do Modelo Elizabetsky

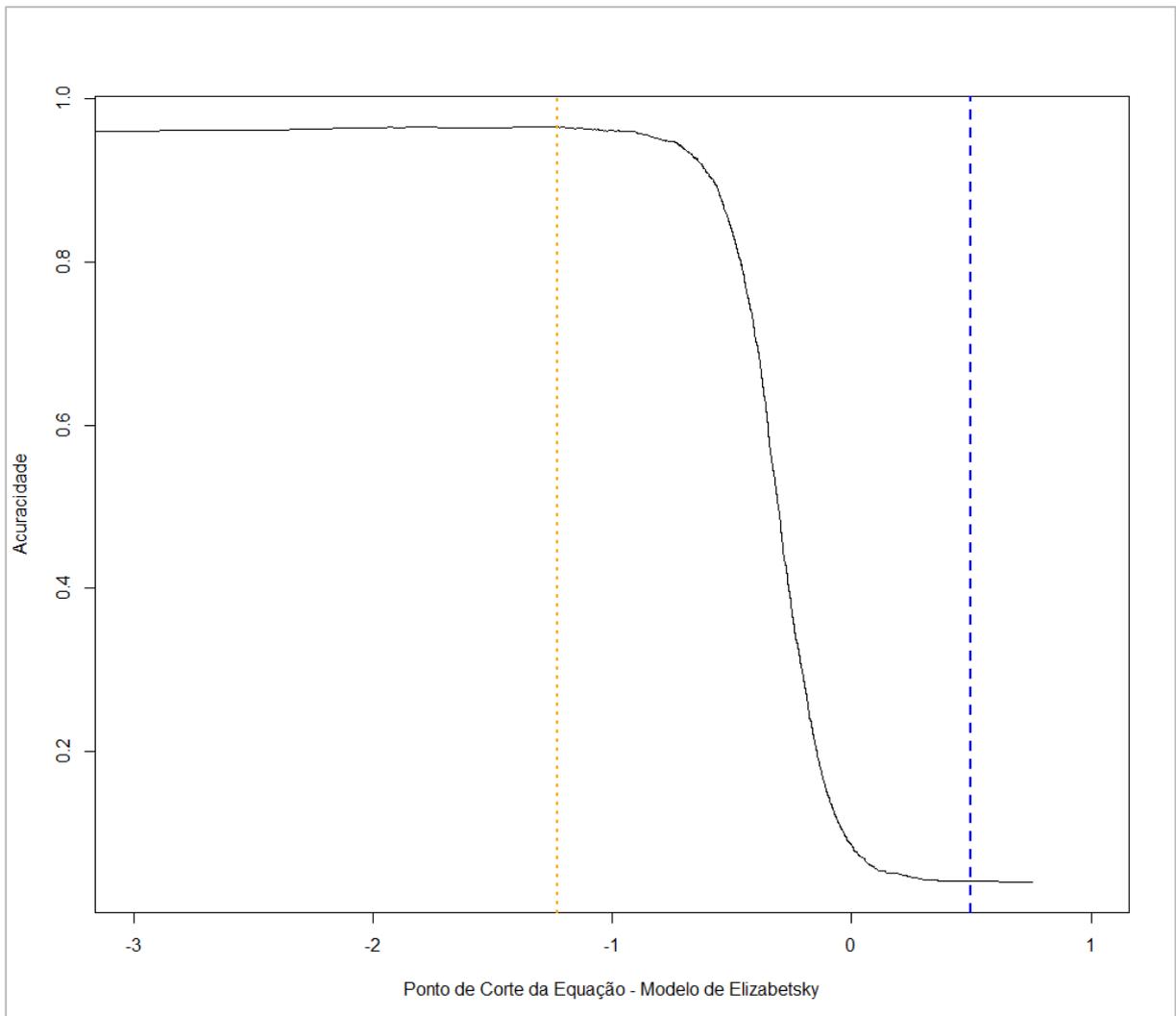
Ano	Acuracidade	Sensibilidade Insolvente Correto	Especificidade Solvente Correto	Média (Sensibilidade e Especificidade)
2011	5,5%	100,0%	0,0%	50,0%
2012	4,4%	100,0%	0,0%	50,0%
2013	4,4%	100,0%	0,3%	50,2%
2014	3,6%	100,0%	0,0%	50,0%
2015	3,6%	100,0%	0,0%	50,0%
2016	4,3%	100,0%	0,0%	50,0%
2017	2,4%	100,0%	0,0%	50,0%
<b>Média Geral</b>	<b>4,0%</b>	<b>100,0%</b>	<b>0,0%</b>	<b>50,0%</b>

Fonte: Tabulado pelo Autor

A tabela 08 complementa o que foi demonstrado nas tabelas anteriores. O resultado mostra que o modelo teve dificuldade para identificar as OPS Solventes.

Para analisar a acuracidade, foi gerado um gráfico comparando a linha de corte simulada da equação com a Acuracidade resultante desta linha de corte.

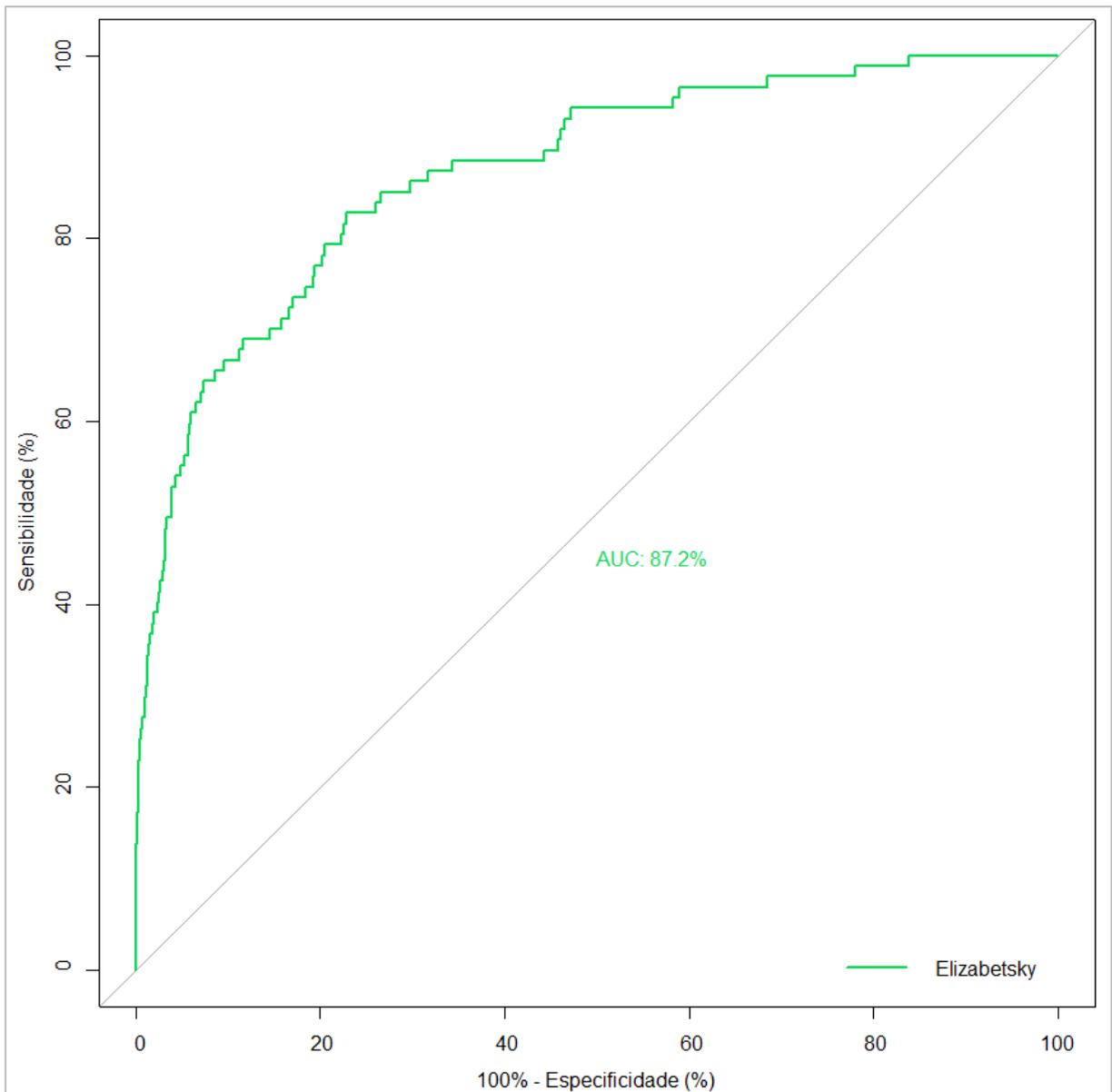
**Figura 11 – Acuracidade por Ponto de Corte – Modelo de Elizabetsky**



**Fonte: Base de Dados tabulada pelo autor**

Na figura 11 é possível observar que o ponto de corte (*cutoff*) padrão do modelo de Elizabetsky gera uma acuracidade de 4,0% (linha azul no gráfico). Variando o *cutoff* é possível simular o ponto de máxima Acuracidade, que neste modelo seria de 96,54% utilizando o ponto de corte de -1,23 (linha laranja no gráfico).

Considerando que a base de dados tem poucas observações de OPS Insolventes, utilizar a máxima acuracidade para definir o ponto de corte pode gerar uma massiva classificação de OPS como Solventes. Desta forma, para medir a eficiência do modelo e gerar comparação com os demais modelos, foi gerada a Curva ROC do modelo e calculada sua AUC – Área baixo da Curva.

**Figura 12 – Curva ROC e AUC – Modelo de Elizabetsky**

Fonte: Base de Dados tabulada pelo autor

A área abaixo da curva ROC do modelo ficou em 87,2%. Esta será a principal estatística do modelo para comparação com os demais.

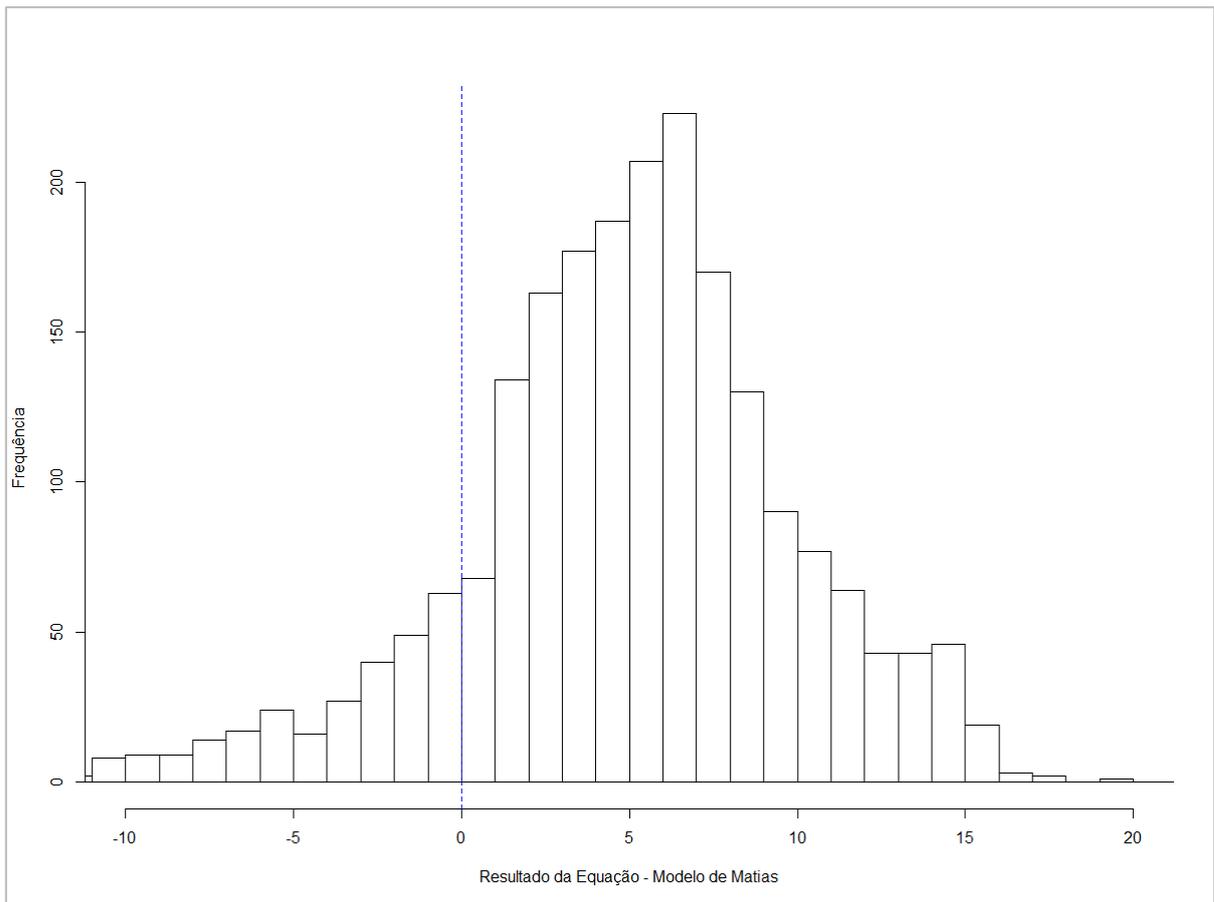
Considerando a média entre Sensibilidade e Especificidade, o modelo teve um desempenho baixo.

#### 4.4.3 Aplicação do Modelo de Matias

A linha de corte utilizada no do modelo original (ponto discriminante) é zero. No estudo a empresa que obteve valor acima de zero, foi considerada solvente. Desta forma, nesta pesquisa, caso o resultado da equação tenha um valor abaixo de zero, foi considerada insolvente.

Os resultados da equação mostraram valores concentrados entre -10 e 15. O valor mínimo foi de -107,1, o 1º Quartil foi 2,15, a Mediana de 5,18, a média de 4,48, o 3º Quartil foi 7,88 e o máximo de 250,33. Com um desvio padrão de 8,94, o coeficiente de variação está na faixa de 200%, mostrando uma alta variabilidade no resultado da equação. Vale ressaltar que os valores extremos de máximo e mínimo afetam diretamente o desvio padrão. Especificamente para o caso do valor máximo de 250,33, o segundo maior valor é 19,88, ou seja, este valor de máximo pode ser considerado um outlier.

Na Figura 13 é possível observar a distribuição dos valores entre os resultados da equação, com um histograma parcial (com recorte entre -10 e 20).

**Figura 13 – Histograma da Equação de Matias**

**Fonte: Base de Dados tabulada pelo autor**

Os dados da Tabela 10 mostram os valores classificados pelo Modelo de (MATIAS, 1976) comparados a classificação Real da OPS. Para as tabelas abaixo a condição “0” é de Solvente e “1” é de Insolvente.

Tabela 10 – Matriz de Confusão do Modelo Matias

Ano Situação da OPS	Resultado do Modelo		Total
	0	1	
2011	286	40	326
<b>0</b>	282	26	308
<b>1</b>	4	14	18
2012	277	43	320
<b>0</b>	277	29	306
<b>1</b>		14	14
2013	271	44	315
<b>0</b>	267	35	302
<b>1</b>	4	9	13
2014	250	58	308
<b>0</b>	250	47	297
<b>1</b>		11	11
2015	252	53	305
<b>0</b>	250	44	294
<b>1</b>	2	9	11
2016	253	49	302
<b>0</b>	251	38	289
<b>1</b>	2	11	13
2017	259	33	292
<b>0</b>	258	27	285
<b>1</b>	1	6	7

Fonte: Tabulado pelo Autor

A tabela 10 mostra um resultado muito bom nos anos de 2012 e 2014, onde todas as OPS que são verdadeiramente insolventes foram classificadas também como insolventes pelo modelo de Matias.

E a exemplo dos demais modelos, para melhor analisar o resultado de previsão do modelo de Matias, segue abaixo a tabela 11.

Tabela 11 – Avaliação do Resultado de Previsão do Modelo Matias

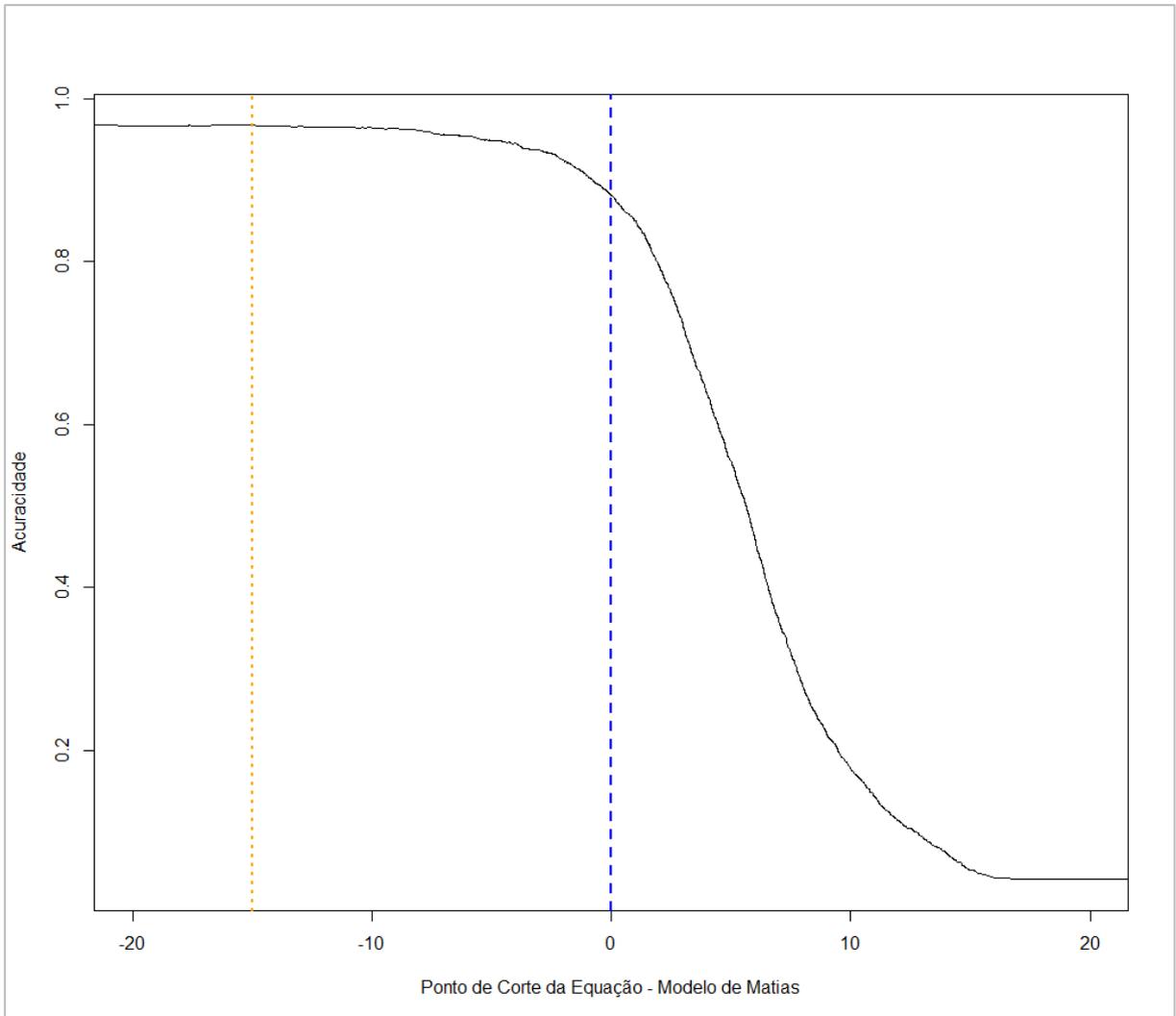
<b>Ano</b>	<b>Acuracidade</b>	<b>Sensibilidade Insolvente Correto</b>	<b>Especificidade Solvente Correto</b>	<b>Média (Sensibilidade e Especificidade)</b>
<b>2011</b>	90,8%	77,8%	91,6%	84,7%
<b>2012</b>	90,9%	100,0%	90,5%	95,3%
<b>2013</b>	87,6%	69,2%	88,4%	78,8%
<b>2014</b>	84,7%	100,0%	84,2%	92,1%
<b>2015</b>	84,9%	81,8%	85,0%	83,4%
<b>2016</b>	86,8%	84,6%	86,9%	85,7%
<b>2017</b>	90,4%	85,7%	90,5%	88,1%
<b>Média Geral</b>	88,0%	85,6%	88,2%	86,9%

Fonte: Tabulado pelo Autor

Na tabela 11 a evolução do modelo ano a ano mostra um resultado muito bom nas quatro colunas analisadas. Como já citado, o modelo teve seu melhor desempenho em 2012, com Sensibilidade de 100% e Especificidade de 90,5%.

Para analisar a acuracidade, foi gerado um gráfico comparando a linha de corte simulada da equação com a Acuracidade resultante desta linha de corte.

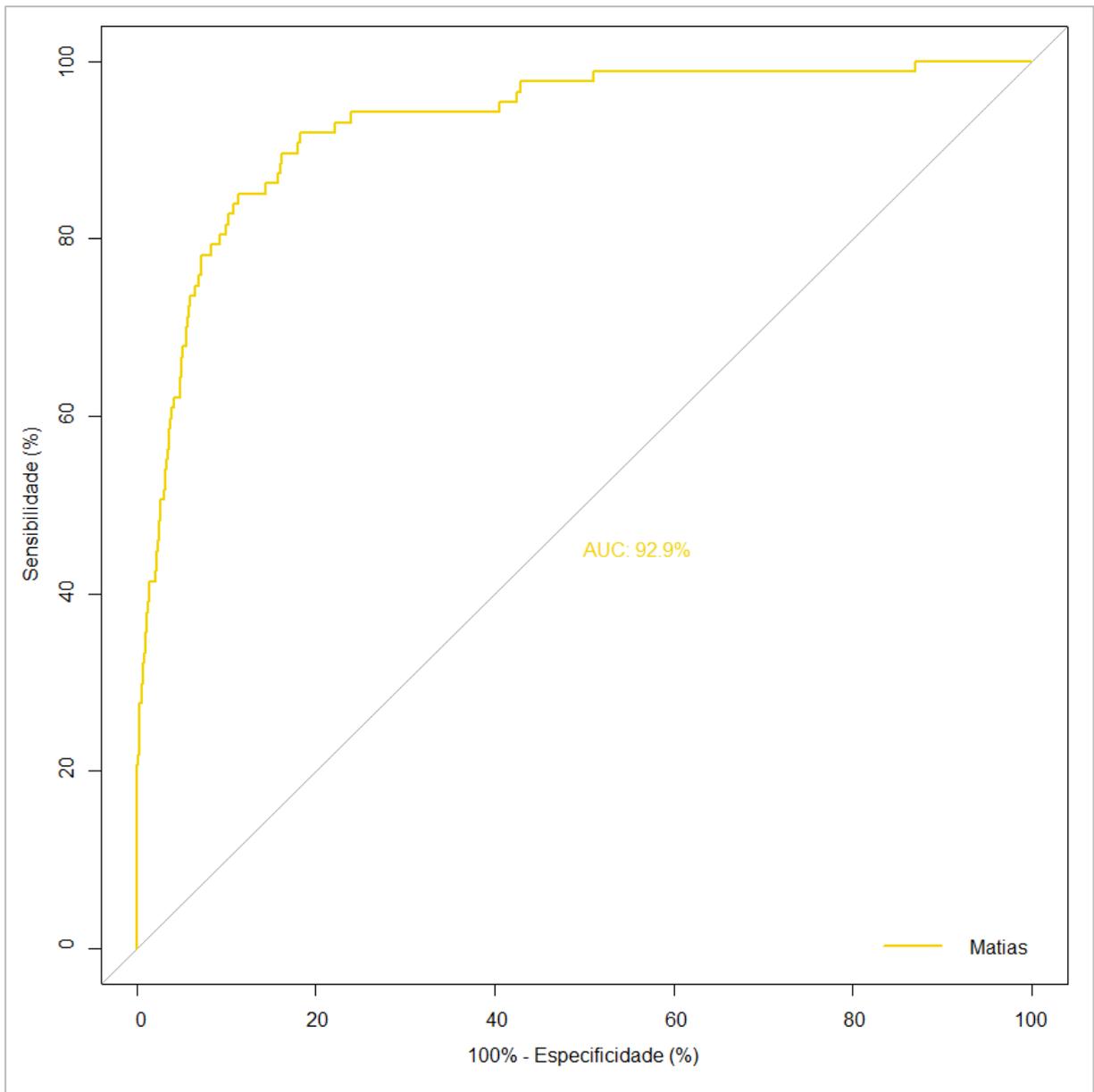
**Figura 14 – Acuracidade por Ponto de Corte – Modelo de Matias**



**Fonte: Base de Dados tabulada pelo autor**

Na figura 15 é possível observar que o ponto de corte (*cutoff*) padrão do modelo de Matias gera uma acuracidade de 88,0% (linha azul no gráfico). Variando o *cutoff* é possível simular o ponto de máxima Acuracidade, que neste modelo seria de 96,77% utilizando o ponto de corte de -15,02 (linha laranja no gráfico).

Considerando que a base de dados tem poucas observações de OPS Insolventes, utilizar a máxima acuracidade para definir o ponto de corte pode gerar uma massiva classificação de OPS como Solventes. Desta forma, para medir a eficiência do modelo e gerar comparação com os demais modelos, foi gerada a Curva ROC do modelo e calculada sua AUC – Área baixo da Curva.

**Figura 15 – Curva ROC e AUC – Modelo de Matias**

**Fonte: Base de Dados tabulada pelo autor**

A área abaixo da curva ROC do modelo ficou em 92,86%. Esta será a principal estatística do modelo para comparação com os demais.

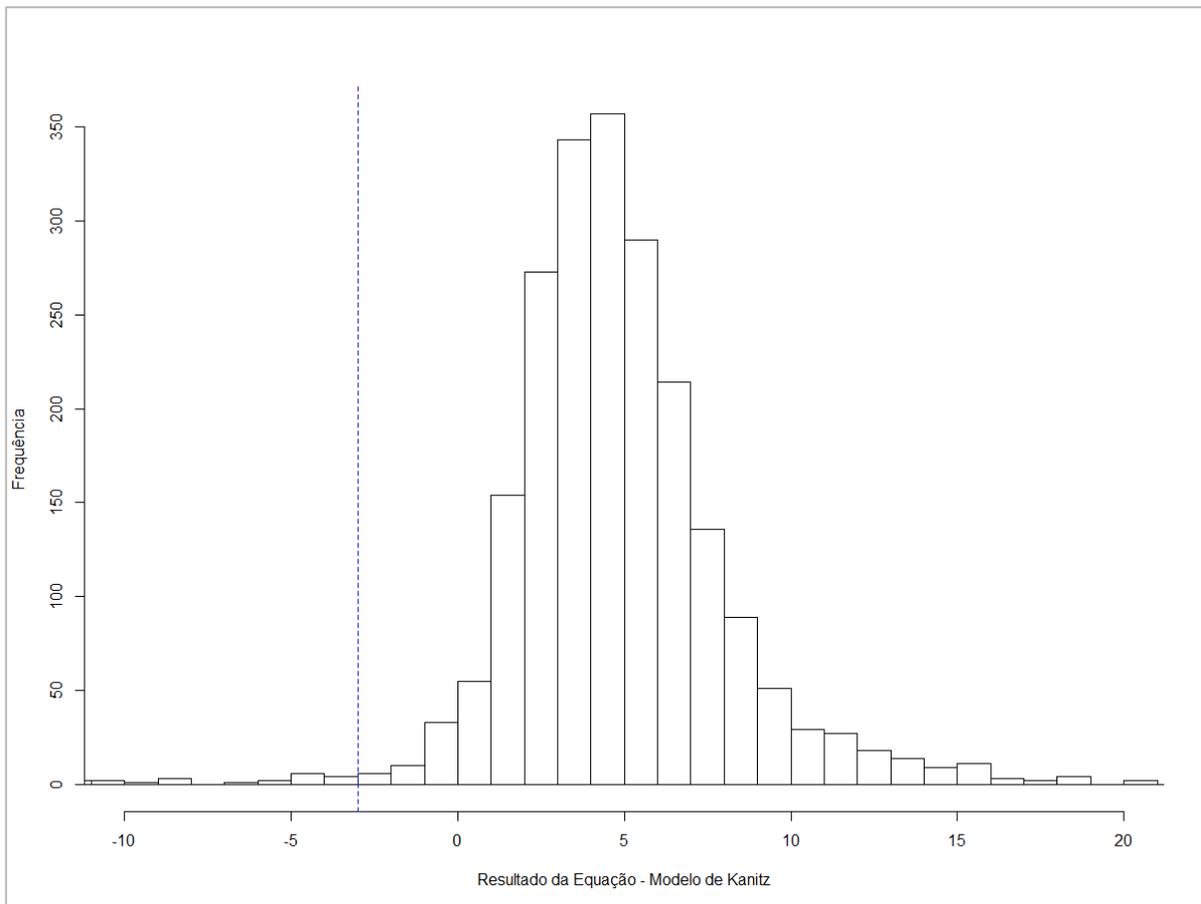
De maneira geral, considerando a média entre Sensibilidade e Especificidade, e o resultado de AUC, o modelo teve um bom desempenho.

#### 4.4.4 Aplicação do Modelo de Kanitz

As linhas de corte utilizadas no do modelo original, como o fator de insolvência, foram: valores entre 0 e 7, a empresa foi classificada como solvente, valores entre -3 e 0, a empresa seria classificada em uma região denominada penumbra ou indefinida, valores entre -7 e -3 seriam classificadas como insolvente. Nesta pesquisa foi usado somente a faixa entre -7 e -3 para a OPS ser considerada como insolvente.

Os resultados da equação mostraram valores concentrados entre -5 e 15. O valor mínimo foi de -650,68, o 1º Quartil foi 2,95, a Mediana de 4,51, a média de 4,41, o 3º Quartil foi 6,3 e o máximo de 172,33. Com um desvio padrão de 16,6, o coeficiente de variação está na faixa de 376%, mostrando uma alta variabilidade no resultado da equação.

Na Figura 16 é possível observar a distribuição dos valores entre os resultados da equação, com um histograma parcial.

**Figura 16 – Histograma da Equação de Kanitz**

**Fonte: Base de Dados tabulada pelo autor**

Os dados da Tabela 12 mostram os valores classificados pelo Modelo (KANITZ, 1978) comparados a classificação Real da OPS. Para as tabelas abaixo a condição “0” é de Solvente e “1” é de Insolvente.

Tabela 12 – Matriz de Confusão do Modelo Kanitz

Ano Situação da OPS	Resultado do Modelo		Total
	0	1	
2011	305	21	326
<b>0</b>	293	15	308
<b>1</b>	12	6	18
2012	308	12	320
<b>0</b>	296	10	306
<b>1</b>	12	2	14
2013	296	19	315
<b>0</b>	284	18	302
<b>1</b>	12	1	13
2014	297	11	308
<b>0</b>	288	9	297
<b>1</b>	9	2	11
2015	299	6	305
<b>0</b>	288	6	294
<b>1</b>	11		11
2016	296	6	302
<b>0</b>	286	3	289
<b>1</b>	10	3	13
2017	287	5	292
<b>0</b>	282	3	285
<b>1</b>	5	2	7

Fonte: Tabulado pelo Autor

Na tabela 12 o modelo de Kanitz classificou poucas OPS como insolvente num modo geral. Com destaque par ao ano de 2015, onde o modelo não classificou OPS como “Insolvente” e na verdade existiam 11 cooperativas nesta condição.

Para melhor analisar o resultado de previsão do modelo, a exemplo dos modelos anteriores, segue abaixo a tabela 13.

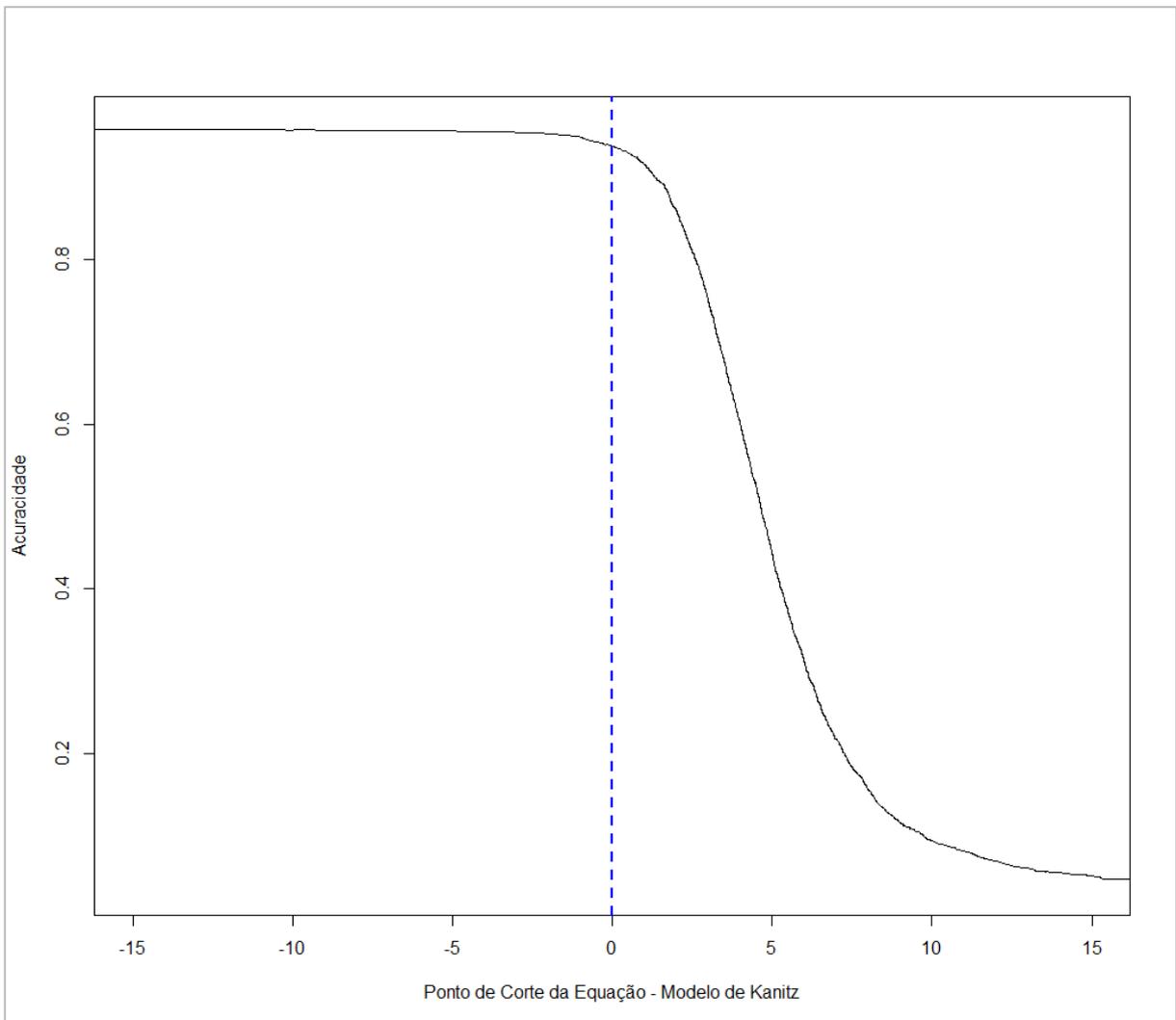
Tabela 13 – Resultados de Previsão do Modelo Kanitz

<b>Ano</b>	<b>Acuracidade</b>	<b>Sensibilidade Insolvente Correto</b>	<b>Especificidade Solvente Correto</b>	<b>Média (Sensibilidade e Especificidade)</b>
<b>2011</b>	91,7%	33,3%	95,1%	64,2%
<b>2012</b>	93,1%	14,3%	96,7%	55,5%
<b>2013</b>	90,5%	7,7%	94,0%	50,9%
<b>2014</b>	94,2%	18,2%	97,0%	57,6%
<b>2015</b>	94,4%	0,0%	98,0%	49,0%
<b>2016</b>	95,7%	23,1%	99,0%	61,0%
<b>2017</b>	97,3%	28,6%	98,9%	63,8%
<b>Média Geral</b>	93,8%	17,9%	97,0%	57,4%

Fonte: Tabulado pelo Autor

Em complemento à tabela 12, na tabela 13 fica clara a dificuldade do modelo em classificar as cooperativas insolventes. Mesmo com um índice de Especificidade alto de 97%, a sensibilidade do modelo ficou apenas em 17,9%.

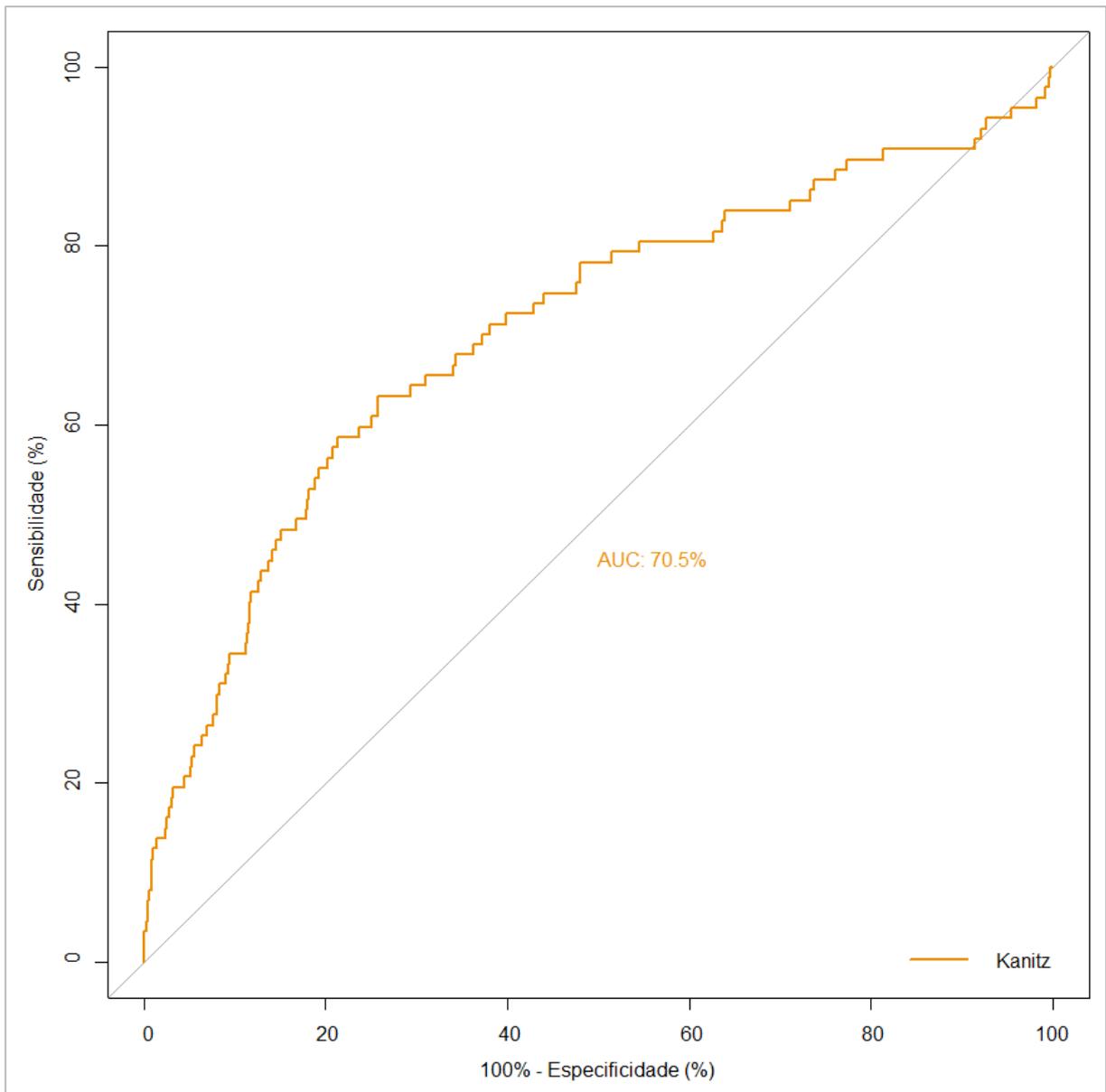
Para analisar a acuracidade, foi gerado um gráfico comparando a linha de corte simulada da equação com a Acuracidade resultante desta linha de corte.

**Figura 17 – Acuracidade por Ponto de Corte – Modelo de Kanitz**

**Fonte: Base de Dados tabulada pelo autor**

Na figura 17 é possível observar que o ponto de corte (*cutoff*) padrão do modelo de Kanitz gera uma acuracidade de 93,8% (linha azul no gráfico). Variando o *cutoff* é possível simular o ponto de máxima Acuracidade, que neste modelo seria de 96,12% utilizando o ponto de corte de -65,48 (não foi possível colocar no gráfico).

Considerando que a base de dados tem poucas observações de OPS Insolventes, utilizar a máxima acuracidade para definir o ponto de corte pode gerar uma massiva classificação de OPS como Solventes. Desta forma, para medir a eficiência do modelo e gerar comparação com os demais modelos, foi gerada a Curva ROC do modelo e calculada sua AUC – Área baixo da Curva.

**Figura 18 – Curva ROC e AUC – Modelo de Kanitz**

Fonte: Base de Dados tabulada pelo autor

A área abaixo da curva ROC do modelo ficou em 70,48%. Esta será a principal estatística do modelo para comparação com os demais.

Considerando a média entre Sensibilidade e Especificidade, e o resultado de AUC, o modelo teve um desempenho mediano.

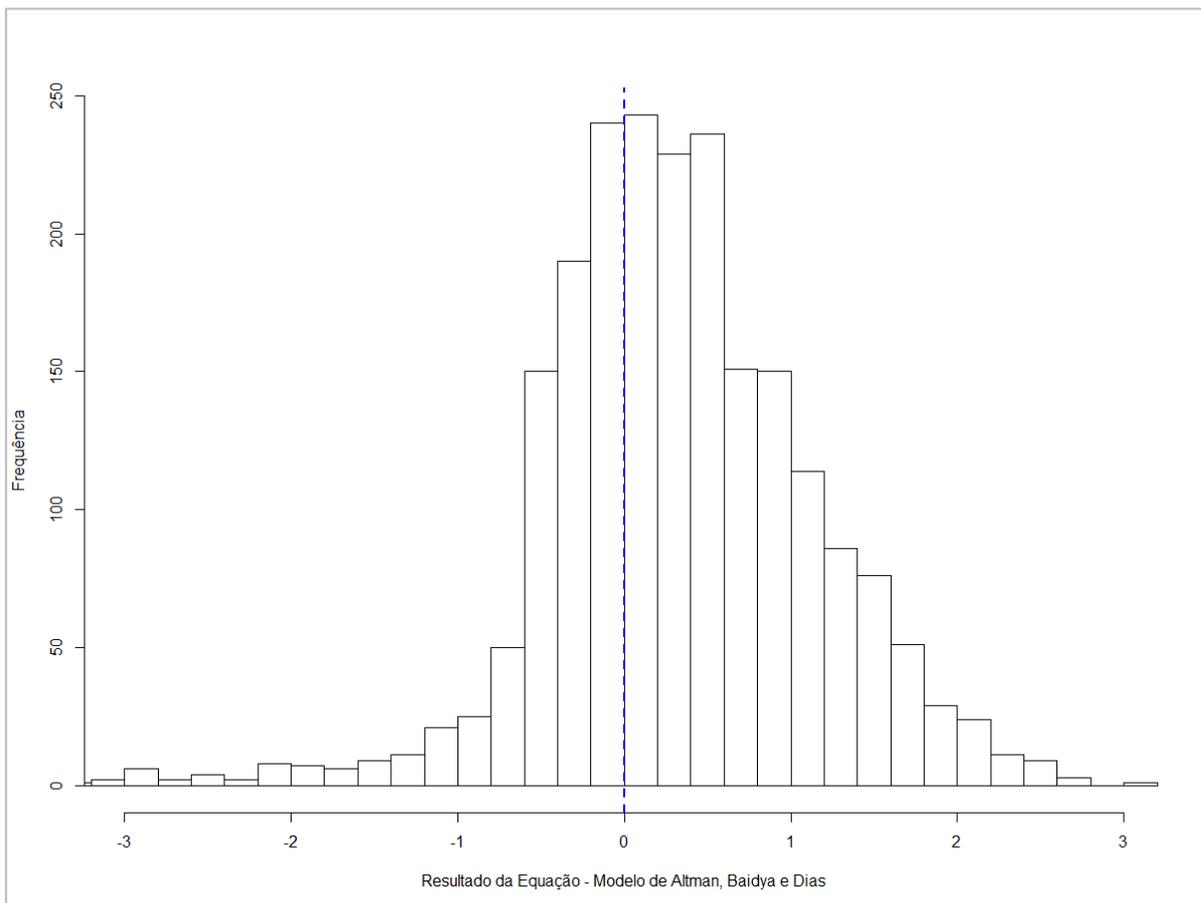
#### 4.4.5 Aplicação do Modelo de Altman, Baidya e Dias

A linha de corte utilizada no do modelo original é 0. Sendo as empresas com valor da equação acima de 0 tem previsão de solvência e menor que 0 sendo consideradas insolventes. Nesta pesquisa foi usada a mesma classificação “menor que zero” para OPS que foram consideradas como Insolvente.

Os resultados da equação mostraram valores concentrados entre -1 e 2. O valor mínimo foi de -13,21, o 1º Quartil foi -0,17, a Mediana de 0,26, a média de 0,26, o 3º Quartil foi 0,82 e o máximo de 3,00. Com um desvio padrão de 1,07, o coeficiente de variação está na faixa de 412%, mostrando uma alta variabilidade no resultado da equação.

Na Figura 19 é possível observar a distribuição dos valores entre os resultados da equação, com um histograma parcial.

**Figura 19 – Histograma da Equação de Altman, Baidya e Dias**



Fonte: Base de Dados tabulada pelo autor

Os dados da Tabela 13 mostram os valores classificados pelo Modelo (ALTMAN, BAIDYA e DIAS, 1979) comparados a classificação Real da OPS. Para as tabelas abaixo a condição “0” é de Solvente e “1” é de Insolvente.

Tabela 14 – Matriz de Confusão do Modelo Altman, Baidya e Dias

Ano Situação da OPS	Resultado do Modelo		Total
	0	1	
2011	210	116	326
<b>0</b>	206	102	308
<b>1</b>	4	14	18
2012	213	107	320
<b>0</b>	213	93	306
<b>1</b>		14	14
2013	208	107	315
<b>0</b>	207	95	302
<b>1</b>	1	12	13
2014	175	133	308
<b>0</b>	175	122	297
<b>1</b>		11	11
2015	194	111	305
<b>0</b>	192	102	294
<b>1</b>	2	9	11
2016	196	106	302
<b>0</b>	196	93	289
<b>1</b>		13	13
2017	217	75	292
<b>0</b>	217	68	285
<b>1</b>		7	7

Fonte: Tabulado pelo Autor

Na tabela 14 é possível observar que nos anos de 2012, 2014, 2016 e 2017 o modelo conseguiu classificar corretamente as operadoras insolventes.

Da mesma forma que nos demais modelos, para melhor analisar o resultado de classificação, segue abaixo a tabela 15.

Tabela 15 – Resultados de Previsão do Modelo Altman, Baidya e Dias

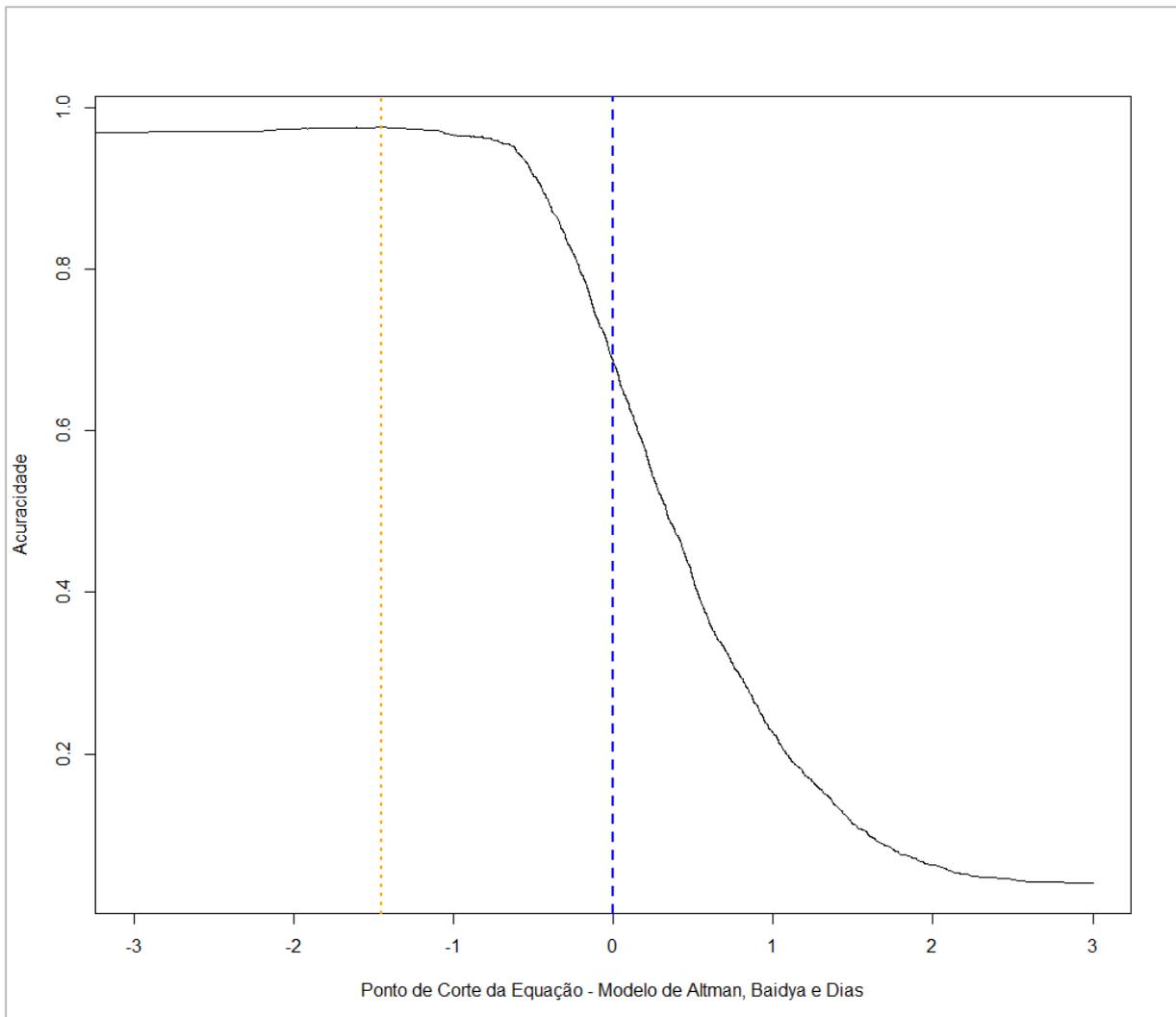
<b>Ano</b>	<b>Acuracidade</b>	<b>Sensibilidade Insolvente Correto</b>	<b>Especificidade Solvente Correto</b>	<b>Média (Sensibilidade e Especificidade)</b>
<b>2011</b>	67,5%	77,8%	66,9%	72,3%
<b>2012</b>	70,9%	100,0%	69,6%	84,8%
<b>2013</b>	69,5%	92,3%	68,5%	80,4%
<b>2014</b>	60,4%	100,0%	58,9%	79,5%
<b>2015</b>	65,9%	81,8%	65,3%	73,6%
<b>2016</b>	69,2%	100,0%	67,8%	83,9%
<b>2017</b>	76,7%	100,0%	76,1%	88,1%
<b>Média Geral</b>	68,6%	93,1%	67,6%	80,4%

Fonte: Tabulado pelo Autor

Apesar do desempenho de Sensibilidade do modelo, a especificidade teve um desempenho mediano. Na tabela 14 o ano com maior dificuldade de classificação correta foi 2014, com índice de acuracidade de 60,4%.

Para analisar a acuracidade, foi gerado um gráfico comparando a linha de corte simulada da equação com a Acuracidade resultante desta linha de corte.

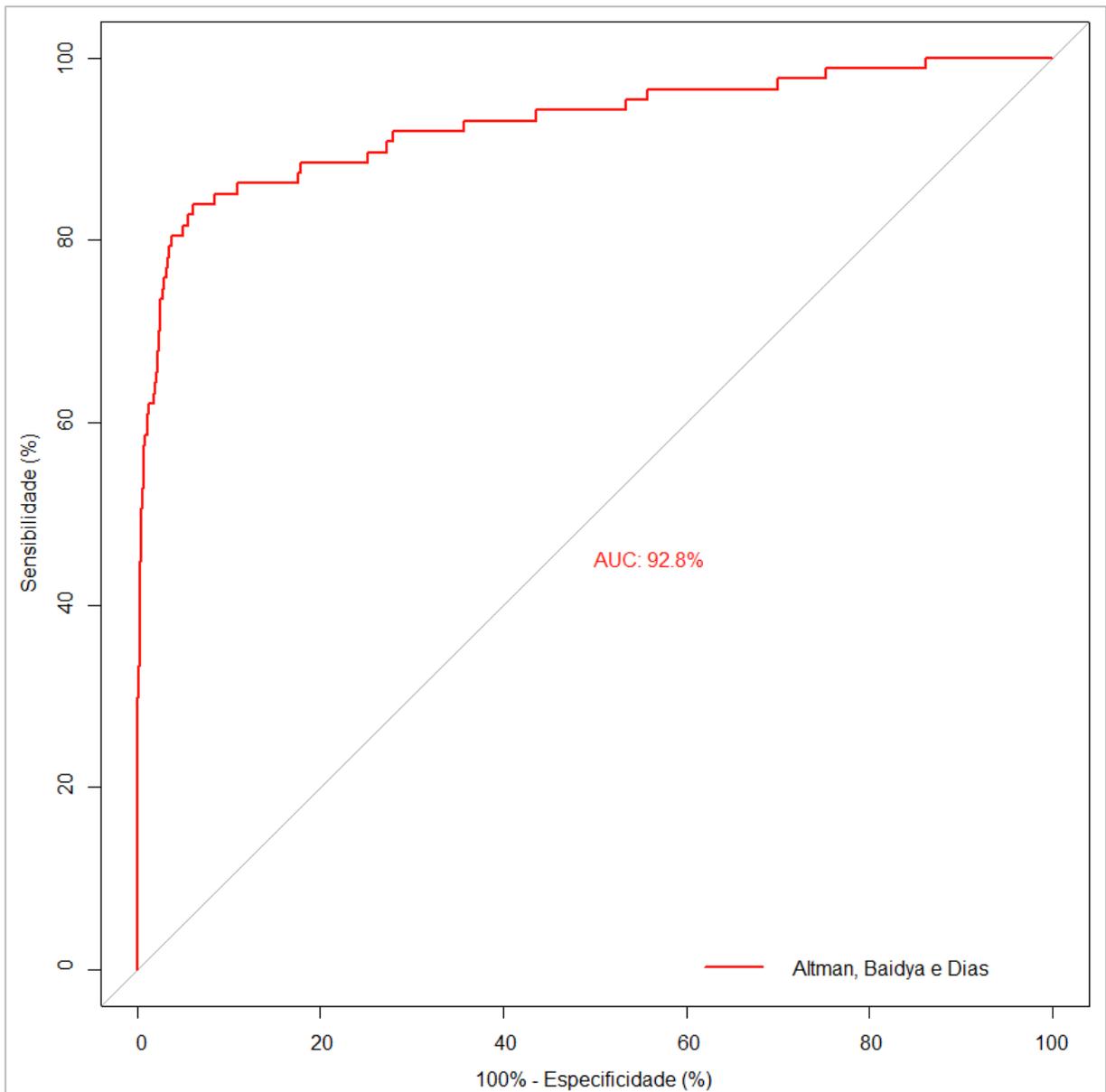
**Figura 20 – Acuracidade por Ponto de Corte – Modelo de Altman, Baidya e Dias**



**Fonte: Base de Dados tabulada pelo autor**

Na figura 20 é possível observar que o ponto de corte (*cutoff*) padrão do modelo de Altman, Baidya e Dias gera uma acuracidade de 68,6% (linha azul no gráfico). Variando o *cutoff* é possível simular o ponto de máxima Acuracidade, que neste modelo seria de 97,60% utilizando o ponto de corte de -1,45 (linha laranja no gráfico).

Considerando que a base de dados tem poucas observações de OPS Insolventes, utilizar a máxima acuracidade para definir o ponto de corte pode gerar uma massiva classificação de OPS como Solventes. Desta forma, para medir a eficiência do modelo e gerar comparação com os demais modelos, foi gerada a Curva ROC do modelo e calculada sua AUC – Área baixo da Curva.

**Figura 21 – Curva ROC e AUC – Modelo de Altman, Baidya e Dias**

Fonte: Base de Dados tabulada pelo autor

A área abaixo da curva ROC do modelo ficou em 92,75%. Esta será a principal estatística do modelo para comparação com os demais.

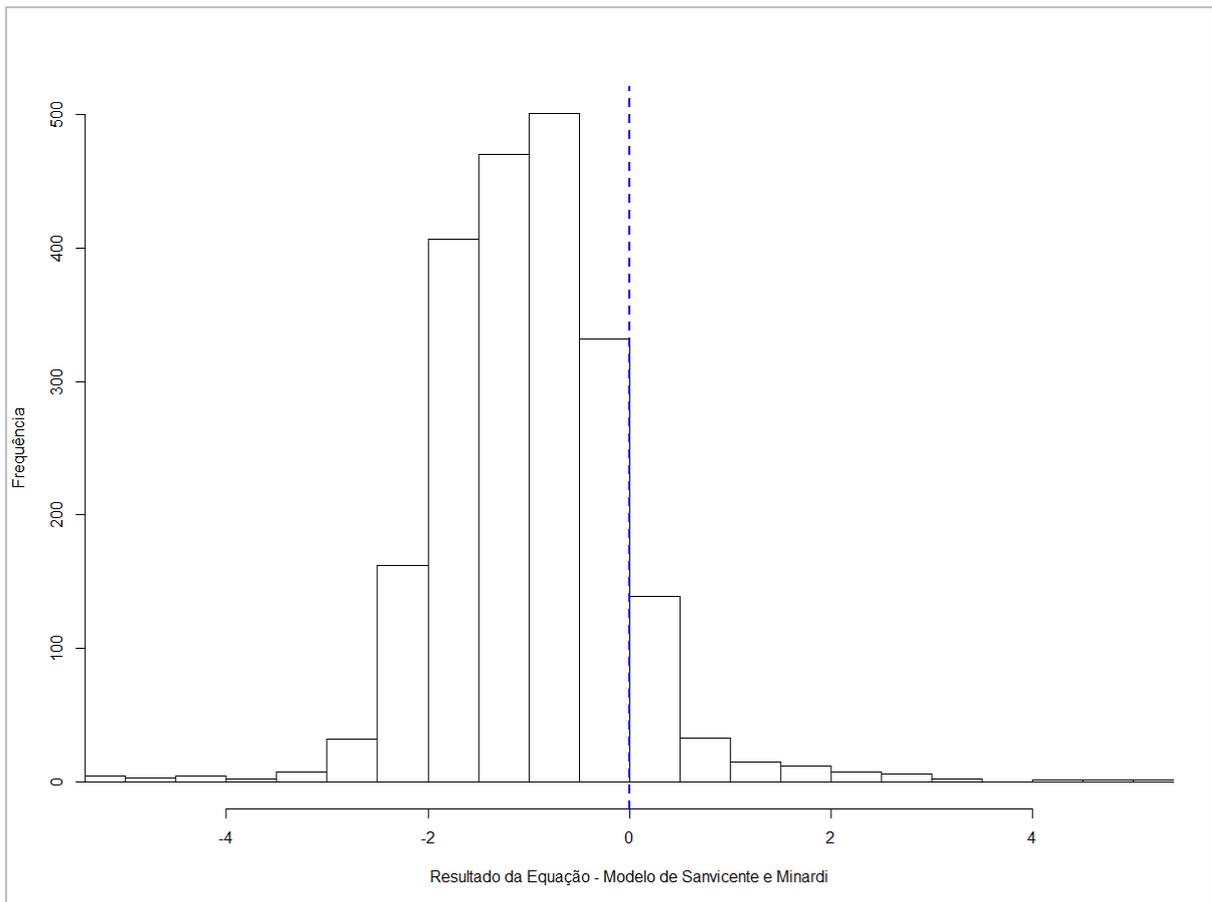
Ao considerar a média entre Sensibilidade e Especificidade, e o resultado de AUC, o modelo teve um bom desempenho.

#### 4.4.6 Aplicação do Modelo de Sanvicente e Minardi

A linha de corte utilizada no do modelo original é 0. Sendo as empresas com valor da equação acima de 0 tem previsão de solvência e menor que 0 sendo consideradas insolventes. Nesta pesquisa foi usada a mesma classificação “menor que zero” para OPS que foram consideradas como Insolvente.

Os resultados da equação mostraram valores concentrados entre -3 e 1. O valor mínimo foi de -60,28, o 1º Quartil foi -1,60, a Mediana de -1,02, a média de -0,78, o 3º Quartil foi -0,48 e o máximo de 227,92. Com um desvio padrão de 6,25, o coeficiente de variação está na faixa de 140%, mostrando uma alta variabilidade no resultado da equação, afetada pelos valores extremos que impactam no desvio padrão.

Na Figura 22 é possível observar a distribuição dos valores entre os resultados da equação, com um histograma parcial.

**Figura 22 – Histograma da Equação de Sanvicente e Minardi**

**Fonte: Base de Dados tabulada pelo autor**

A tabela 16 mostra um resultado convergente com o visto nos estudos de (BARROS e BEIRUTH, 2016), onde o modelo de Sanvicente e Minardi classificou como insolvente 72% daquela amostra. Neste estudo o mesmo modelo classificou 89% das OPS como insolvente.

Tabela 16 – Matriz de Confusão do Modelo Sanvicente e Minardi

Ano Situação da OPS	Resultado do Modelo		Total
	0	1	
2011	35	291	326
<b>0</b>	35	273	308
<b>1</b>		18	18
2012	31	289	320
<b>0</b>	31	275	306
<b>1</b>		14	14
2013	27	288	315
<b>0</b>	26	276	302
<b>1</b>	1	12	13
2014	24	284	308
<b>0</b>	24	273	297
<b>1</b>		11	11
2015	38	267	305
<b>0</b>	36	258	294
<b>1</b>	2	9	11
2016	40	262	302
<b>0</b>	39	250	289
<b>1</b>	1	12	13
2017	38	254	292
<b>0</b>	37	248	285
<b>1</b>	1	6	7

Fonte: Tabulado pelo Autor

Para complementar a análise, segue abaixo a tabela 17.

Tabela 17 – Resultados de Previsão do Modelo Sanvicente e Minardi

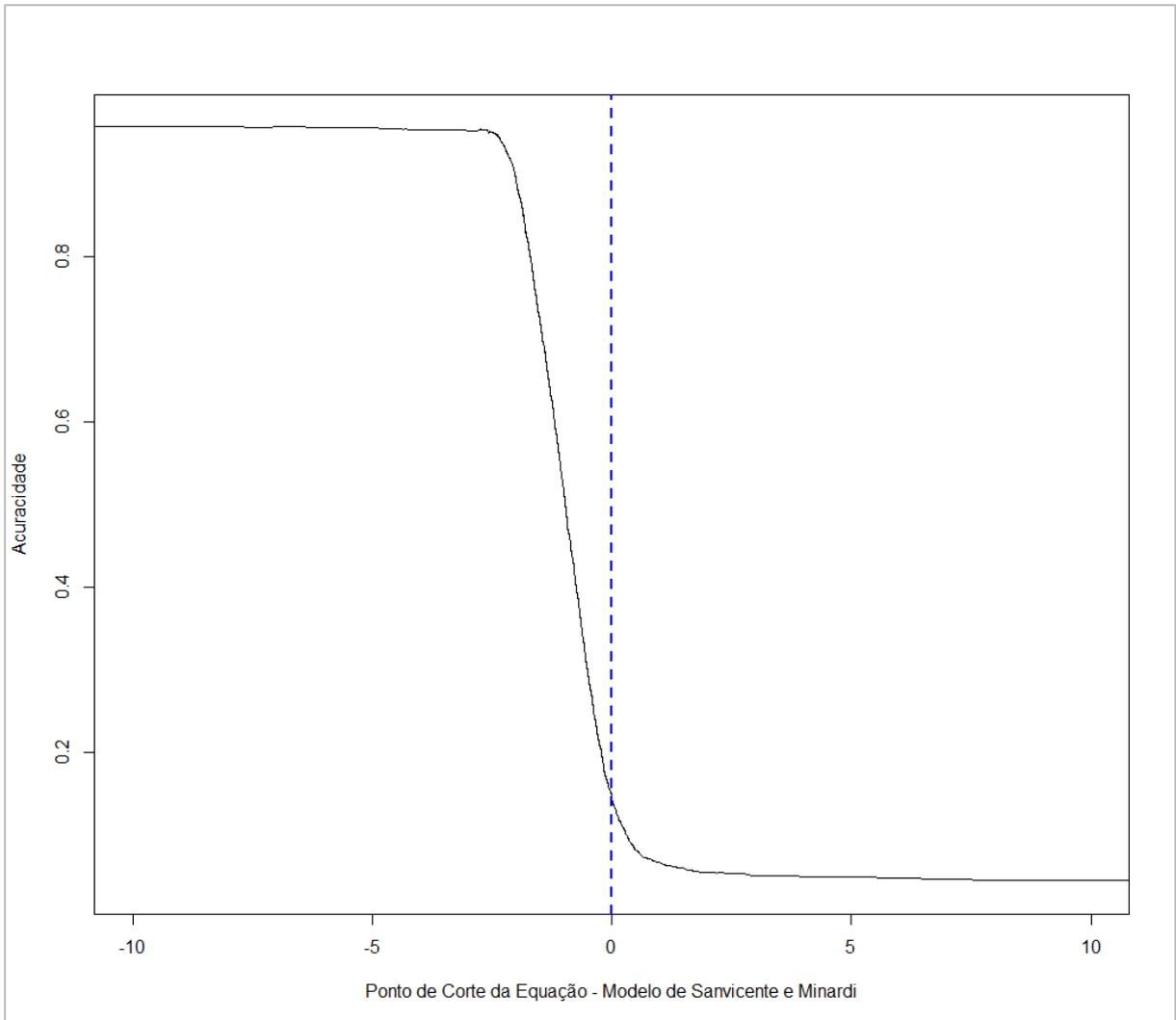
<b>Ano</b>	<b>Acuracidade</b>	<b>Sensibilidade Insolvente Correto</b>	<b>Especificidade Solvente Correto</b>	<b>Média (Sensibilidade e Especificidade)</b>
<b>2011</b>	16,3%	100,0%	11,4%	55,7%
<b>2012</b>	14,1%	100,0%	10,1%	55,1%
<b>2013</b>	12,1%	92,3%	8,6%	50,5%
<b>2014</b>	11,4%	100,0%	8,1%	54,0%
<b>2015</b>	14,8%	81,8%	12,2%	47,0%
<b>2016</b>	16,9%	92,3%	13,5%	52,9%
<b>2017</b>	14,7%	85,7%	13,0%	49,3%
<b>Média Geral</b>	14,3%	93,2%	11,0%	52,1%

Fonte: Tabulado pelo Autor

Analisando os índices apontados pela tabela 17 fica evidente o conservadorismo do modelo. A sensibilidade teve alto índice médio de 93,2%, mas tanto a Acuracidade (14,3%) quanto a Especificidade (11%) tiveram resultados baixos.

Para analisar a acuracidade, foi gerado um gráfico comparando a linha de corte simulada da equação com a Acuracidade resultante desta linha de corte.

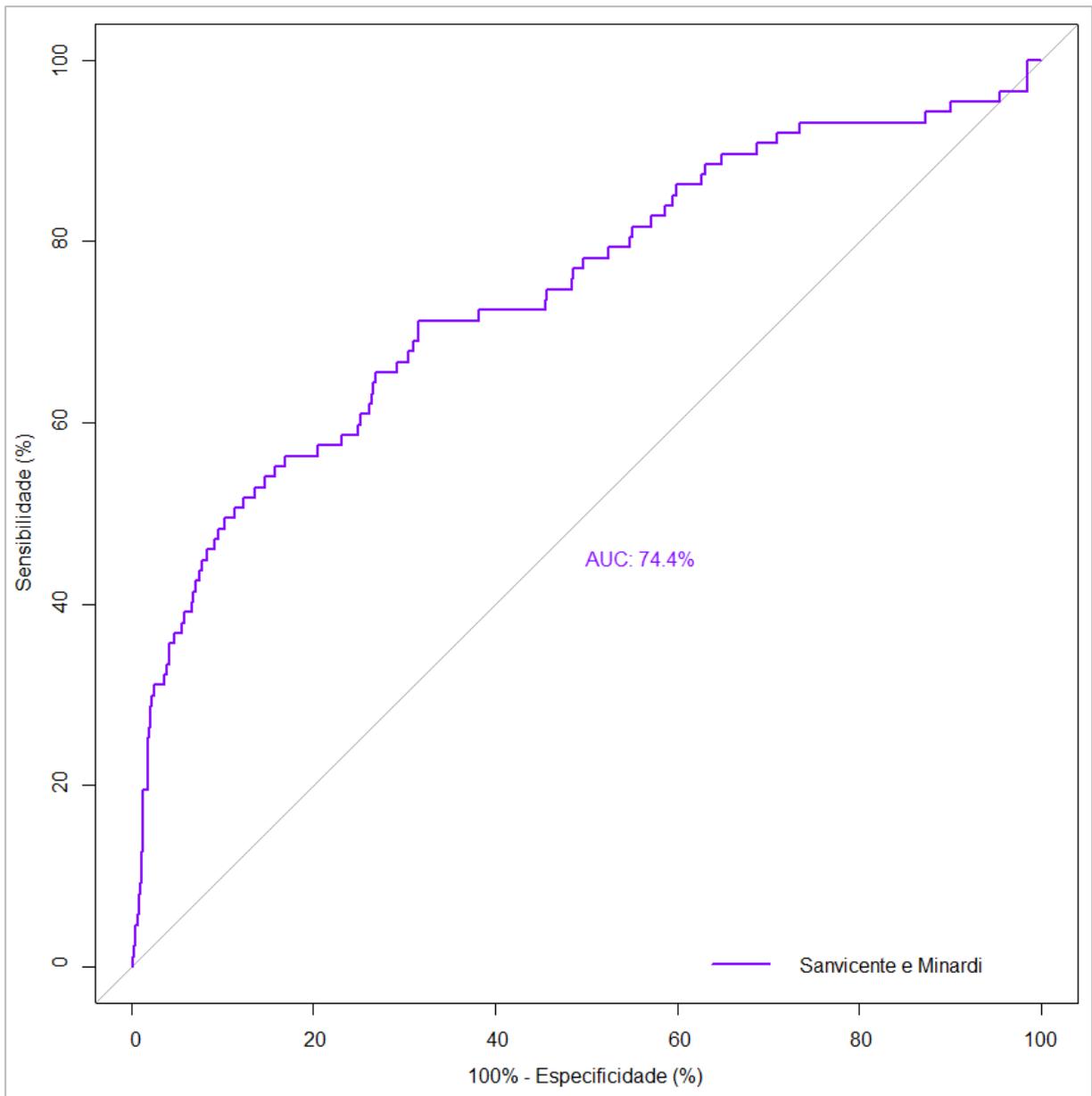
**Figura 23 – Acuracidade por Ponto de Corte – Modelo de Sanvicente e Minardi**



**Fonte: Base de Dados tabulada pelo autor**

Na figura 23 é possível observar que o ponto de corte (*cutoff*) padrão do modelo de Sanvicente e Minardi gera uma acuracidade de 14,3% (linha azul no gráfico). Variando o *cutoff* é possível simular o ponto de máxima Acuracidade, que neste modelo seria de 95,99% utilizando o ponto de corte de -60,28 (não foi possível incluir no gráfico).

Considerando que a base de dados tem poucas observações de OPS Insolventes, utilizar a máxima acuracidade para definir o ponto de corte pode gerar uma massiva classificação de OPS como Solventes. Desta forma, para medir a eficiência do modelo e gerar comparação com os demais modelos, foi gerada a Curva ROC do modelo e calculada sua AUC – Área baixo da Curva.

**Figura 24 – Curva ROC e AUC – Modelo de Sanvicente e Minardi**

Fonte: Base de Dados tabulada pelo autor

A área abaixo da curva ROC do modelo ficou em 74,42%. Esta será a principal estatística do modelo para comparação com os demais.

Ao considerar a média entre Sensibilidade e Especificidade, e o resultado de AUC, o modelo teve um desempenho mediano.

#### 4.4.7 Aplicação de Modelagem Composta Exploratória

De modo exploratório, este estudo buscou compor 2 modelos adicionais sendo o primeiro modelo composto, chamado de Modelo Geral, baseado no resultado dos outros 6 modelos, e um segundo modelo, chamado de Modelo Top3, que considera o resultado dos 3 melhores modelos descritos no item 4.4.7.

Foi desconsiderado o fator que existem relações entre os modelos, como por exemplo o modelo de (SANVICENTE e MINARDI, 1998) que foi baseado no estudo de (ALTMAN, BAIDYA e DIAS, 1979), e demais modelos que compartilham as mesmas variáveis.

Para criar estes modelos foi utilizada a média do resultado da classificação de cada modelo em cada OPS. A operadora classificada como insolvente foi atribuído escore 1, enquanto a operadora classificada como Solvente foi atribuído o escore 0. Desta forma, se a média dos escores resultasse num valor igual ou superior a 0,5 o modelo composto a classificaria como insolvente.

Desta maneira, a tabela resumo dos modelos foi acrescida de 2 modelos adicionais, conforme é visto na tabela 18 abaixo.

Tabela 18 – Resultado de Previsão por Modelo – Modelagem Composta

<b>Modelo</b>	<b>Acuracidade</b>	<b>Sensibilidade Insolvente Correto</b>	<b>Especificidade Solvente Correto</b>	<b>Média (Sensibilidade e Especificidade)</b>
<b>Modelo Geral</b>	65,9%	91,0%	65,5%	78,2%
<b>Modelo Top3</b>	89,9%	68,6%	90,3%	79,4%

Fonte: Tabulado pelo Autor

Apesar do resultado interessante para a acuracidade dos Modelos Compostos, não foi possível concluir que estes seriam melhores que o modelo de Matias. Com escores muito próximos do melhor modelo, o Modelo Composto Top3 teve resultado inferior ao modelo de Matias no índice de Sensibilidade, ou seja, o modelo de Matias ainda se manteve superior ao classificar corretamente as cooperativas Insolventes.

## 4.5 ANÁLISE INTEGRADA DOS MODELOS DE SOLVÊNCIA

No estudo utilizado como referência para esta dissertação, (BARROS e BEIRUTH, 2016) concluíram que a ordem dos melhores modelos naquele estudo foi: 1 - Matias; 2 – Altman, Baidya e Dias; 3 – Sanvicente e Minardi; 4 -Guimarães e Alves; 5 – Kanitz e 6 – Elizabetsky.

De modo a comparar os resultados de todos os modelos desta pesquisa, a tabela 19 mostra os resultados médios de cada modelo.

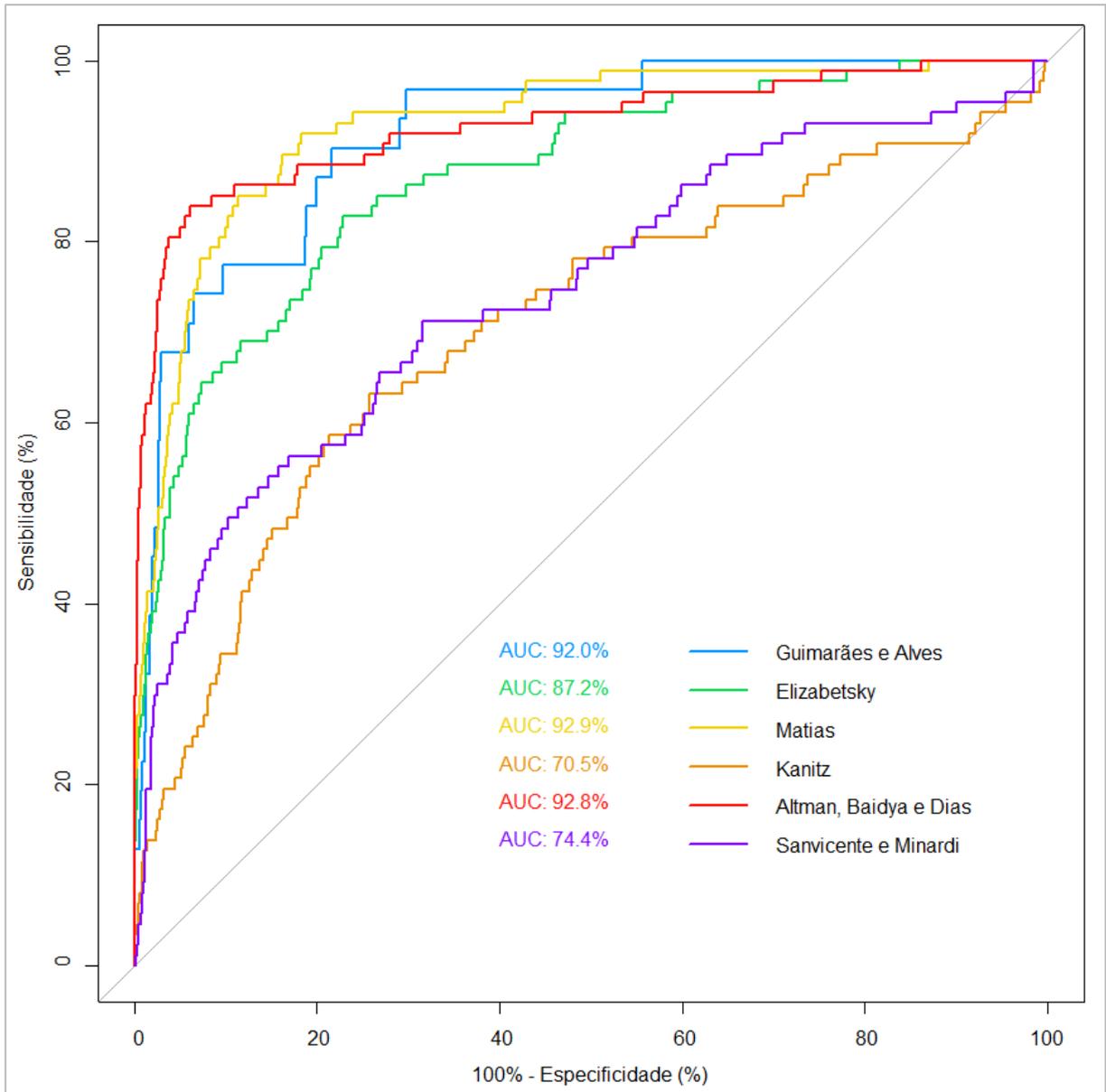
Tabela 19 – Resultado de Previsão por Modelo – Comparação Geral

<b>Modelo</b>	<b>Acuracidade</b>	<b>Sensibilidade Insolvente Correto</b>	<b>Especificidade de Solvente Correto</b>	<b>Média (Sensib. e Especif.)</b>	<b>AUC (Área abaixo da Curva ROC)</b>
<b>Guimarães e Alves</b>	95,6%	65,7%	96,0%	80,9%	92,0%
<b>Elizabetsky</b>	4,0%	100,0%	0,0%	50,0%	87,2%
<b>Matias</b>	88,0%	85,6%	88,2%	86,9%	92,9%
<b>Kanitz</b>	93,8%	17,9%	97,0%	57,4%	70,5%
<b>Altman, Baidya e Dias</b>	68,6%	93,1%	67,6%	80,4%	92,8%
<b>Sanvicente e Minardi</b>	14,3%	93,2%	11,0%	52,1%	74,4%

Fonte: Tabulado pelo Autor

Na Figura 25 é possível observar a distribuição dos valores entre os resultados da equação, com um histograma parcial.

**Figura 25 – Curva ROC e AUC – Todos os Modelos**



Fonte: Base de Dados tabulada pelo autor

Ao comparar todas as Curvas ROC dos modelos é possível ver o desempenho das equações com diferentes pontos de corte, sempre cruzando a Sensibilidade com a Especificidade (100% - Especificidade nestes gráficos). Os modelos de Kanitz, Sanvicente e Minardi, e Elizabetsky tiveram desempenho baixo, repetindo os resultados alcançados por (BARROS e BEIRUTH, 2016) com exceção ao modelo de Sanvicente e Minardi. Na análise do modelo de Elizabetsky, um elemento vale ser ressaltado: A variável X4 do modelo. Esta variável é “Estoque/Ativo Total” e tem sinal positivo na equação. Por característica de OPS, não faria sentido

ter um elevado valor em estoque, pois em sua maioria a rede de atendimento é credenciada e a OPS teria somente um estoque de estrutura administrativa. Este ponto e a linha de corte do modelo (0,5) podem ser os motivos do resultado da equação de Elizabetsky ter classificado como “Insolvente” a grande maioria das OPS.

O modelo descrito em (GUIMARÃES e ALVES, 2009) foi desenvolvido especificamente para operadoras de planos de saúde. O seu índice de especificidade de 96% mostra que o modelo tem capacidade de classificar as OPS Solventes. Mas ao classificar as OPS Insolventes, conseguiu um índice de apenas 65,7%. Vale ressaltar que este é o único modelo a usar Regressão Logística como técnica estatística, enquanto os demais utilizaram Análise Discriminante.

De maneira resumida, com base no indicador de AUC, os melhores modelos foram em ordem: 1 - Matias, 2 - Altman, Baidya e Dias, 3 - Guimarães e Alves.

Em comparação com o estudo de (BARROS e BEIRUTH, 2016), a diferença positiva veio do modelo de Guimarães e Alves, que está entre os 3 melhores modelos deste estudo. Já o modelo de Sanvicente e Minardi, que apareceu entre os 3 melhores no estudo citado, teve um rigor muito alto ao classificar excessivamente as OPS como Insolventes no estudo atual.

Apesar do índice de acuracidade do modelo de Matias ser o terceiro melhor escore de 88%, considerando a capacidade de classificar corretamente tanto as cooperativas Insolventes (85,6%) quanto as Solventes (88,2%), se pode considerar que o modelo de Matias teve o melhor desempenho na classificação. Isto em parte se deve a variável X1 da equação: “23,792 X1”, onde  $X1 = PL / AT$ . Ou seja, a equação de Matias considera com grande peso (23,792) a razão do Patrimônio Líquido sobre o Ativo Total. Sendo o Patrimônio Líquido o indicador de Solvência, a própria estrutura da equação já o utiliza de forma a indicar a Insolvência do ano seguinte.

## 5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A presente pesquisa apresenta-se pautada em dois principais desafios: tratar a base de dados de vários anos (de 2010 a 2017), de modo que esta estivesse comparável, pudessem ser criadas as variáveis base e então serem utilizadas para aplicação dos modelos e; tratar especificamente as Cooperativas Médicas OPS e não a totalidade das OPS como nos estudos anteriores (BARROS e BEIRUTH, 2016) e (GUIMARÃES e ALVES, 2009) .

Diante de tal contexto, foi realizada a aplicação de um grupo de modelos clássicos de Modelagem de Solvência em Cooperativas Médicas OPS. Dentre os objetivos específicos, é possível concluir que todos foram alcançados, tal como demonstrado no item 3.6 da presente pesquisa. As diferenças entre as Cooperativas Médicas e demais OPS foram descritas, os principais modelos de previsão de Insolvência foram identificados e aplicados à base de dados de Cooperativas médicas, e a análise de suas capacidades de previsão foi realizada.

De modo a atender o objetivo principal desta dissertação, a estatística principal utilizada nesta pesquisa para classificar os modelos foi AUC (Área abaixo da Curva ROC). Deste modo, o modelo que teve a melhor capacidade de previsão de Insolvência foi a modelagem proposta por Matias.

Ainda como teste adicional aos objetivos específicos, foram avaliados 2 modelos compostos, um deles com base nos 6 modelos clássicos e o segundo com base nos 3 melhores em capacidade de previsão. Porém estes modelos compostos não tiveram desempenho superior ao modelo de Matias.

Com a evolução tecnológica e a capacidade de processamento de informações cada vez maior, surgiram modelos estatísticos mais complexos e dedicados a classificação de categorias em bases de dados. Dentre estes modelos é possível citar: Regressão Logística, Árvores de Decisão, SMV – *Support Vector Machine* (Máquinas de Suporte Vetorial), RNA – Redes Neurais Artificiais, *Naive Bayes*, *Random Forest*, entre outros (ACADEMY, 2019).

Com esta capacidade de tratamento de dados, seria possível adicionar e testar mais variáveis como por exemplo dados da abrangência da OPS (municipal, regional, Nacional), o porte da OPS (pequeno, médio ou grande porte), a quantidade

e a evolução da quantidade de beneficiários, a estrutura da rede de prestadores (credenciada, própria, mista), a quantidade de Médicos Cooperados, etc.

Com uma modelagem mais acurada, usando variáveis categóricas por exemplo, seria possível uma determinada OPS propor seu modelo próprio para a margem de Solvência, conforme citado na RN nº 209 (BRASIL, 2009) e reforçado pela RN nº 443 (BRASIL, 2019) que define os critérios para aceitação da modelagem própria.

Esta última RN nº 443 também ressalta a importância da adoção de práticas de Governança Corporativa, como Controles Internos e Gestão de Riscos, como elementos apoio a garantia de Solvência de OPS.

## 6 REFERÊNCIAS

- ACADEMY, D. S. DataScience Academy. **DataScience Academy - Deep Learning Book**, 2019. Disponível em: <<http://www.deeplearningbook.com.br>>. Acesso em: 15 março 2019.
- AHERN, M. The evolution and impact of state HMO regulation: a case of study. **Journal of Insurance Regulation**, Florida, v. 10, n. 1, p. 110-127, 1991.
- ALTMAN, E. I. Financial Ratios, Discriminant Analysis And The Prediction Of Corporate Bankruptcy. **The Journal of Finance**, v. 23, n. 4, p. 589-609, September 1968.
- ALTMAN, E. I.; BAIDYA, T. K. N.; DIAS, L. M. R. Previsão de problemas financeiros em empresas. **Revista de Administração de Empresas**, v.19, 1979. 17-28.
- ANDRICH, E. G.; CRUZ, J. A. W.; ANDRICH, R. G.; GUINDANI, R. A. Finanças Corporativas: Análise de Demonstrações Financeiras e de Investimentos. Editora Intersaberes, 2014.
- ANS. Resolução de Diretoria Colegiada nº 39, de 28 de janeiro de 2000. **Definição, a segmentação e a classificação das Operadoras de Planos de Assistência à Saúde**, Brasília - DF, 28 jan 2000.
- ANS. Sala de Situação. **Sala de Situação - Dados e Indicadores do Setor**, 2017. Disponível em: <<http://www.ans.gov.br/perfil-do-setor/dados-e-indicadores-do-setor/sala-de-situacao>>. Acesso em: out. 2017.
- ARAÚJO, C. M. Estudo para elaboração do manual de procedimentos do diretor fiscal de operadoras de plano de saúde para regimes especiais. **Dissertação (Mestrado em Regulação em Saúde Complementar) - Escola Nacional de Saúde Pública**, Rio de Janeiro, p. 143, 2004.
- BARROS, J.; BEIRUTH, A. X. Aplicação de Modelos de Previsão de Insolvência nas Operadoras de Planos de Saúde do Brasil. **Revista de Auditoria Governança e Contabilidade**, 4(15), p. 15-28, 2016.
- BEAVER, W. H. Financial ratios as predictors of failure. **Journal of Accounting Research**, Chicago, v. 4, p. 71-11, 1966.
- BIALOSKORSKI NETO, S. **Aspectos Econômicos das Cooperativas**. São Paulo: Mandamentos, v. 7, 2006.

BIALOSKORSKI NETO, S. **Economia e Gestão de Organizações Cooperativas**. 2a. ed. São Paulo: Atlas, 2012.

BRASIL. Lei n. 10.185, de 14 de fev. de 2001. **Dispõe Sobre A Especialização Das Sociedades Seguradoras Em Planos Privados De Assistência A Saúde**, Brasília, DF, 14 fev 2001.

BRASIL. Resolução Normativa nº 209, 22 de dezembro de 2009. **Recursos Próprios Mínimos e constituição de Provisões Técnicas**, Brasília, DF, 22 dez 2009.

BRASIL. Resolução Normativa nº 443, 25 de janeiro de 2019. **Adoção de Práticas Mínimas de Governança, Controles internos e Gestão de riscos, para fins de solvência das operadoras de plano de assistência à saúde**, Brasília, DF, 22 Jan 2019.

BRASIL, G. D. Demonstrações Contábeis ANS. **Portal Brasileiro de Dados Abertos**, 2018. Disponível em: <<http://dados.gov.br/dataset/http-www-ans-gov-br-perfil-do-setor-dados-abertos-dados-abertos-disponiveis-n3>>. Acesso em: 05 dezembro 2018.

CRUZ, J. A. W.; ANDRICH, E. G.; MUGNAINI, A. **Análise de Demonstrações Financeiras: Teoria e Prática**, Editora Juruá, 4 Edição, 2019.

ELIZABETSKY, R. Um modelo matemático para decisão de crédito no banco comercial. **Escola Politécnica da Universidade de São Paulo**, São Paulo, 1976. 190p.

FAMÁ, R.; GRAVA, J. W. Liquidez e a Teoria dos Elementos Causadores. **FEA-USP Caderno de Pesquisas em Administração**, São Paulo, v. 01, n. 12, 2000.

FENASAÚDE. CNSEG - O que é Saúde Suplementar. **Estrutura do Mercado de Saúde Suplementar**, 2019. Disponível em: <<http://cnseg.org.br/fenasaude/sobre-o-setor/>>. Acesso em: 10 mar 2019.

GUIMARÃES, A. L. S.; ALVES, W. O. Prevendo a Insolvência de Operadoras de Planos de Saúde. **Revista de Administração de Empresas**, n. 4, v. 49, p. 459-471, 2009.

KANITZ, S. C. **Como prevenir falências**. São Paulo: McGraw do Brasil, 1978.

LEAL, R. M.; MATOS, J. B. B. D. Planos de saúde: uma análise dos custos assistenciais e seus componentes. **Revista de Administração de Empresas** v. 49, n. 4, São Paulo, p. 447-458, dez 2009.

LEV, B. The aggregation problem in financial statements: An informational approach. **Journal of Accounting Research**, Chicago, v. 6, n. 2, p. 247-261, Autumn 1968.

MATIAS, A. B. Indicadores contábeis e financeiros de previsão de insolvência: a experiência da pequena e média empresa. **Faculdade de Economia e Administração de São Paulo**, São Paulo, 1976.

MOREIRA, R. **Conhecendo a Unimed**. 2. ed. Curitiba: Kairos, 2012.

PINHEIRO, L. E. T. et al. Validação de Modelos Brasileiros de Previsão de Insolvência. **Contabilidade Vista & Revista**, Belo Horizonte, v. 18, n. 4, p. p.83-p.103, out./dez. 2007.

SALLES DIAS FILHO, P. P. Encarando um mundo instável e incerto: experiências regulatórias face aos riscos relativos aos seguros-saúde. **Dissertação de Mestrado em Saúde Coletiva - UERJ**, Rio de Janeiro, 2010.

SANVICENTE, A. Z.; MINARDI, A. M. A. F. Identificação de indicadores contábeis significativos para previsão de falência de empresas. **Finance LabWorking Papers, Ibmec**, São Paulo, 1998.

SCALZER, R. S.; RODRIGUES, A.; DA SILVA MACEDO, M. Á. Insolvência empresarial: um estudo sobre as distribuidoras de energia elétrica brasileiras. **Revista Contemporânea de Contabilidade**, Florianópolis, v. 12, n. 27, p. 27-60, set./dez. 2015. ISSN 2175-8069.

UNIMED. Unimed do Brasil - Institucional. **Unimed do Brasil**, 2017. Disponível em: <<https://www.unimed.coop.br/home/sistema-unimed/a-unimed/unimed-do-brasil>>.

Acesso em: dez 2017.

VIANA, A. D. F. et al. Um estudo sobre a Insolvência das Operadoras de Planos de Saúde. **EnANPAD**, Rio de Janeiro, p. 14, set. 2012.