

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO  
FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO E CONTABILIDADE DE  
RIBEIRÃO PRETO  
DEPARTAMENTO DE CONTABILIDADE  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CONTROLADORIA E CONTABILIDADE

VINÍCIUS GABRIEL SILVA CINTRA

**Previsão de falhas corporativas nas operadoras de planos de saúde de assistência  
médica: uma análise do setor de saúde suplementar brasileiro**

ORIENTADOR: PROF. DR. FABIANO GUAISTI LIMA

RIBEIRÃO PRETO

2022

Prof. Dr. Carlos Gilberto Carlotti Junior  
Reitor da Universidade de São Paulo

Prof. Dr. André Lucirton Costa  
Diretor da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto

Prof. Dr. Carlos Alberto Grespan Bonacim  
Chefe do Departamento de Contabilidade

VINÍCIUS GABRIEL SILVA CINTRA

**Previsão de falhas corporativas nas operadoras de planos de saúde de assistência  
médica: uma análise do setor de saúde suplementar brasileiro**

Versão Corrigida. A original encontra-se disponível na FEA-RP/USP.

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Controladoria e Contabilidade da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto da Universidade de São Paulo, para obtenção do título de Mestre em Ciências. Versão Original.

ORIENTADOR: PROF. DR. FABIANO GUAISTI  
LIMA

RIBEIRÃO PRETO

2022

Autorizo a reprodução e divulgação total ou parcial deste trabalho, por qualquer meio convencional ou eletrônico, para fins de estudo e pesquisa, desde que citada a fonte.

#### FICHA CATALOGRÁFICA

Cintra, Vinícius Gabriel Silva

Previsão de falhas corporativas nas operadoras de planos de saúde de assistência médica: uma análise do setor de saúde suplementar brasileiro. Ribeirão Preto, 2022.

125 p. : il. ; 30 cm

Dissertação (Mestrado), apresentada à Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto/USP. Área de concentração: Controladoria e Contabilidade.

Orientador: Lima, Fabiano Guasti.

1. Modelos de Previsão de Falhas Corporativas. 2. Saúde Suplementar. 3. Operadoras de Planos de Saúde.

Nome: Cintra, Vinícius Gabriel Silva

Título: Previsão de falhas corporativas nas operadoras de planos de saúde de assistência médica: uma análise do setor de saúde suplementar brasileiro.

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Controladoria e Contabilidade da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto da Universidade de São Paulo, para obtenção do título de Mestre em Ciências.

Aprovado em: \_\_\_\_\_

Banca examinadora

Orientador: Prof. Dr. \_\_\_\_\_ Instituição: \_\_\_\_\_

Julgamento: \_\_\_\_\_ Assinatura: \_\_\_\_\_

Prof. Dr. \_\_\_\_\_ Instituição: \_\_\_\_\_

Julgamento: \_\_\_\_\_ Assinatura: \_\_\_\_\_

Prof. Dr. \_\_\_\_\_ Instituição: \_\_\_\_\_

Julgamento: \_\_\_\_\_ Assinatura: \_\_\_\_\_

Prof. Dr. \_\_\_\_\_ Instituição: \_\_\_\_\_

Julgamento: \_\_\_\_\_ Assinatura: \_\_\_\_\_

Dedico este trabalho aos meus pais, Nilo e Elena, e minha irmã Verônica. Todas as jornadas e caminhos percorridos jamais seriam possíveis sem a base de vocês.

## AGRADECIMENTOS

Ao Grande Maestro da Vida que, diante de tantas graças, permitiu que grandes pessoas cruzassem meu caminho. Este trabalho pertence a todos vocês, que também carregam toda minha gratidão.

Aos meus pais, Nilo e Elena, e minha irmã, Verônica, por serem minhas referências e fontes de perseverança.

Aos meus amigos da XVI Finance por todo o convívio, experiências, aprendizados e apoio ao longo dos anos. Se um dia eu vi mais longe, certamente não teria sido possível sem vocês.

Aos familiares que não mais estão conosco, mas que carrego na memória como fontes de inspiração e esperança, especialmente meu avós Timóteo, Tiné e Tina, e meus tios (*In Memoriam*).

À minha avó Irene, meus tios e tias, primas e primos, namorada e amigos. Apesar da minha ausência, agradeço o carinho, consideração e paciência que sempre me deram.

Ao Prof. Dr. Fabiano Guasti Lima e Prof. Dr. Rafael Confetti Gatsios, que, além do grande apoio e ajuda, considero como amigos decorrentes da jornada.

À toda FEA-RP/USP, o trabalhos de vocês será sempre lembrado e motor de retribuição à sociedade por toda oportunidade que tive.

*Nanos gigantum humeris incidentes*

## RESUMO

CINTRA, V.G.S. **Previsão de falhas corporativas nas operadoras de planos de saúde de assistência médica: uma análise do setor de saúde suplementar brasileiro.** 2022. Dissertação (Mestrado) – Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto, Universidade de São Paulo, Ribeirão Preto, 2022.

O setor de saúde suplementar do Brasil, consistindo nas ações e serviços relacionados a operação de planos e seguros provendo acesso à saúde no âmbito privado, constitui uma porta de acesso à serviços de saúde para mais de 1/4 da população brasileira, representando um importante pilar de sustentação do sistema de saúde do país. Apesar da grande importância e relevância, é observado que a cada ano existem cada vez menos operadoras de planos de saúde (OPS) ofertando serviços, evidenciando uma tendência de oligopolização do setor. Adotando como foco de análise as saídas de OPS relacionadas ao conceito de falhas corporativas, frente aos grandes custos aos quais a sociedade precisa arcar causados pelo encerramento de uma OPS, o presente estudo teve como objetivo a elaboração de um exame empírico das características econômico-financeiras e demais outras variáveis específicas das OPS que tiveram suas atividades encerradas compulsoriamente por decreto da agência reguladora. O rol de definições de uma falha corporativa é extenso, abrangendo situações de falência, inadimplência e, dentre a diversas outras, são resumidas neste estudo na incapacidade do agente em honrar suas obrigações com seus *stakeholders* (conceitos como insolvência, falha financeira e demais outros se mostram, portanto, equivalentes neste trabalho). Utilizando a literatura relacionada à previsão de falhas corporativas, empregou-se a técnica de regressão logística nos dados iniciais de 677 operadoras entre os anos de 2014 e 2020, para obtenção de um modelo preditivo de falhas nas OPS. O modelo apontou como variáveis discriminantes relevantes, 4 variáveis numéricas e 2 variáveis categóricas. As variáveis numéricas do modelo obtido e com maior relevância na discriminação dos grupos foram: margem EBITDA (onde OPS falhas apresentam a prevalência de médias negativas e/ou inferiores à OPS não falhas), o patrimônio líquido sobre ativo total (onde o aumento da participação do capital próprio tem impacto na diminuição das chances de falha), duas variáveis relacionadas à liquidez - capital de giro sobre receita total e ativos financeiros sobre passivo circulante - com resultados alinhados à literatura (quanto maior a proporção desses ativos, menor as chances de falha) e, inicialmente indo contra os resultados esperados, a variável representada pelos ativos financeiros somado aos recebíveis de curto prazo sobre o passivo circulante, apresentando associação positiva entre o aumento do indicador e crescimento das chances de falha. Neste sentido, destaca-se uma característica do setor onde grandes volumes de recebíveis requerem atenção, podendo inclusive indicar um balanço irreal de contas a receber (OPS tem como característica a preponderância de recebimentos em pré-pagamento). Por fim, as duas variáveis categóricas evidenciam a diminuição das chances de falha caso a OPS seja da modalidade autogestão ou cooperativa médica. O modelo apresentou uma capacidade discriminatória global de 92% e, considerando as decisões na seleção do *cut-off*, uma acurácia de 77,8% na previsão do evento de interesse na amostra teste.

Palavras-chave: Modelos de Previsão de Falhas Corporativas, Saúde Suplementar, Operadoras de Planos de Saúde.

## ABSTRACT

CINTRA, V.G.S. **Prediction of corporate failures in healthcare plans: an analysis of the Brazilian supplementary health sector.** 2022. Dissertation – School of Economics, Business, Administration and Accounting of Ribeirão Preto, University of São Paulo, Ribeirão Preto, 2022.

The supplementary health sector in Brazil, consisting of actions and services related to the operation of plans and insurance providing access to health in the private sphere, constitutes a gateway to health services for more than 1/4 of the Brazilian population, representing an important pillar of support for the country's health system. Despite the great importance and relevance, it is observed that each year there are fewer and fewer health plans agents offering services, evidencing a trend of oligopolization of the sector. Adopting as the focus of analysis, the liquidation of health plans agents related to the concept of corporate failures, in view of the great costs that society needs to bear caused by their destitution, the present study aimed to elaborate an empirical examination of the economic and financial characteristics and other specific variables of those agents that had their activities compulsorily terminated by decree of the regulatory agency. Definition of a corporate failure is extensive, covering situations of bankruptcy, default and, among several others, are summarized in this study as the inability of the agent to honor his obligations with his stakeholders (concepts such as insolvency, financial failure and others are, therefore, equivalent in this work). Using the literature related to the prediction of corporate failures, the logistic regression technique was used in the initial data of 677 health plan agents between the years 2014 and 2020, to obtain a predictive model of failures in the field. The model indicated as relevant discriminant variables, 4 numerical variables and 2 categorical variables. The numerical variables of the model obtained and with greater relevance in the discrimination of the groups were: EBITDA margin (where failure agents present the prevalence of negative averages and/or lower than the non-failure agents), equity over total assets (where the increase in equity participation has an impact on the decrease in the chances of failure), two variables related to liquidity - working capital on total revenue and financial assets on current liabilities - with results aligned with the literature (the higher the proportion of these assets, the lower the chances of failure) and, initially going against the expected results, the variable represented by financial assets plus short-term receivables on current liabilities (presenting a positive association between the increase in the indicator and growth of the chances of failure). In this sense, we highlight a characteristic of the sector where large volumes of receivables require attention and may even indicate an unrealistic balance of accounts receivable (health plans agents has as characteristic the preponderance of prepayment receipts). Finally, the two categorical variables show a decrease in the chances of failure if the agent belongs to the self-management modality or medical cooperative. The model presented a global discriminatory capacity of 92% and, considering the decisions in the cut-off selection, an accuracy of 77.8% in the prediction of the event of interest in the test sample.

Keywords: Corporate Failure Prediction, Supplementary Health, Health Plans.

**LISTA DE QUADROS**

<b>Quadro 1 – Anormalidades que podem provocar instauração de Regime Especial de Direção Fiscal conforme RN n° 316 .....</b>	<b>39</b>
<b>Quadro 2 – Indicadores monitorados no Prisma e Painel da Saúde Suplementar .....</b>	<b>40</b>
<b>Quadro 3 - Indicadores analisados .....</b>	<b>44</b>
<b>Quadro 4 - Modelos comparados .....</b>	<b>50</b>
<b>Quadro 5 - Resumo dos indicadores utilizados no trabalho de S. L. Alves (2006).....</b>	<b>55</b>
<b>Quadro 6 - Variáveis analisadas por Guimaraes &amp; Alves (2009) .....</b>	<b>59</b>
<b>Quadro 7 - Sumário das características e comentários dos estudos de predição de falhas corporativas na saúde suplementar .....</b>	<b>67</b>

**LISTA DE FIGURAS**

<b>Figura 1 - Representação do sistema de Saúde Suplementar no Brasil .....</b>	<b>34</b>
<b>Figura 2 - Termômetro de Insolvência de Kanitz.....</b>	<b>49</b>
<b>Figura 3 - Estrutura dos estudos para previsão de modelos de falha empresarial .....</b>	<b>71</b>
<b>Figura 4 - Representação da curva logística .....</b>	<b>82</b>

## LISTA DE EQUAÇÕES

<b>Equação 1 – Análise Discriminante Multivariada conforme Nair (2019) .....</b>	<b>46</b>
<b>Equação 2 - Análise Discriminante Multivariada conforme Altman (1968).....</b>	<b>47</b>
<b>Equação 3 - Fator de Insolvência de Kanitz (1974).....</b>	<b>48</b>
<b>Equação 4 – Função <i>logit</i> geral destacada por Nair (2019) .....</b>	<b>53</b>
<b>Equação 5 - Modelo de Ohlson (1980) .....</b>	<b>54</b>
<b>Equação 6 – Modelo de S. L. Alves (2006) evidenciando as variáveis explicativas adotadas em t-1 .....</b>	<b>57</b>
<b>Equação 7 – Modelo de S. L. Alves (2006) evidenciando as variáveis explicativas adotadas em t-2 .....</b>	<b>57</b>
<b>Equação 8 - Modelo de Guimaraes &amp; Alves (2009).....</b>	<b>60</b>
<b>Equação 9 - Cálculo de <i>Odds</i> .....</b>	<b>83</b>

## LISTA DE GRÁFICOS

<b>Gráfico 1 - Histórico populacional do Brasil e taxas comparativas de crescimentos populacional anual.....</b>	<b>23</b>
<b>Gráfico 2 - Histórico populacional do Brasil e taxas comparativas de crescimento populacional anual.....</b>	<b>23</b>
<b>Gráfico 3 - Pirâmide etária projetada para 2020 comparado à 2050 .....</b>	<b>24</b>
<b>Gráfico 4 - Representatividade da população idosa em relação à população total do Brasil entre 2020 e 2050. ....</b>	<b>25</b>
<b>Gráfico 5 - Leitos de internação hospitalar do SUS instalados no Brasil em dezembro de cada ano.....</b>	<b>27</b>
<b>Gráfico 6 - Comparação da participação no PIB do gasto público com saúde em países da OCDE e Brasil .....</b>	<b>28</b>
<b>Gráfico 7 - Variação de beneficiários e operadoras de planos de saúde .....</b>	<b>30</b>
<b>Gráfico 8 - Evidências da concentração do <i>market share</i> em uma quantidade reduzida de OPS no Brasil.....</b>	<b>32</b>
<b>Gráfico 9 – Cancelamento de Operadoras e Média de beneficiários afetados.....</b>	<b>37</b>
<b>Gráfico 10 - Composição dos registros analisados por modalidade no ano de 2014 .....</b>	<b>73</b>
<b>Gráfico 11 - Dispersão das observações de OPS falhas V21 (EBITDA/Receitas de Planos de Saúde) .....</b>	<b>97</b>
<b>Gráfico 12 - Curva ROC decorrente do modelo.....</b>	<b>104</b>
<b>Gráfico 13 - Sensitividade vs. Especificidade em diferentes níveis do <i>cut-off</i>.....</b>	<b>105</b>

## LISTA DE TABELAS

<b>Tabela 1 -Quantidade de Operadoras por ano com potencial viés de classificação considerando o critério de PL .....</b>	<b>66</b>
<b>Tabela 2 - Quantidade de observações de OPS por grupo e modalidade entre 2014 e 2020 .....</b>	<b>75</b>
<b>Tabela 3 - Quantidade de observações de OPS Falhas por modalidade entre 2014 e 2020 .....</b>	<b>76</b>
<b>Tabela 4 - Número de observações anualmente.....</b>	<b>79</b>
<b>Tabela 5 - Número de observações por modalidade de OPS.....</b>	<b>79</b>
<b>Tabela 6 - Distribuição da frequência da variável dependente (OPS Falhas e Não Falhas) .....</b>	<b>87</b>
<b>Tabela 7 - Estatística descritiva das variáveis numéricas relevantes .....</b>	<b>88</b>
<b>Tabela 8 - Medidas de ajuste global do modelo .....</b>	<b>94</b>
<b>Tabela 9 - Estatística do modelo logístico obtido.....</b>	<b>95</b>
<b>Tabela 10 - Variáveis categóricas de coeficiente negativo .....</b>	<b>100</b>
<b>Tabela 11 – Classificações realizadas pelo modelo .....</b>	<b>102</b>
<b>Tabela 12 - Estatística da acurácia discriminante do modelo .....</b>	<b>102</b>

## LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

ANS – Agência Nacional da Saúde

CNES – Castro Nacional de Estabelecimentos da Saúde

DIOPE - Diretoria de Normas e Habilitações das Operadoras

IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

IDSS - Índice de Desempenho da Saúde Suplementar

IPC – Índice de Preços ao Consumidor

OCDE - Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico

OPS – Operadora de Planos de Saúde

PL – Patrimônio Líquido

PLAEF - Plano de Adequação Econômico-Financeira

RPA - *Recursive Partitioning Algorithm*

STJ - Superior Tribunal de Justiça

SUS – Sistema Único de Saúde

TAOEF - Termo de Assunção de Obrigações Econômico-Financeiras

## SUMÁRIO

<b>1. INTRODUÇÃO .....</b>	<b>18</b>
<b>2. REFERENCIAL TEÓRICO.....</b>	<b>22</b>
<b>2.1 Destaques da dinâmica do setor de saúde suplementar no Brasil.....</b>	<b>22</b>
<b>2.1.1 Impactos da Transição Demográfica no Sistema de Saúde Brasileiro .....</b>	<b>22</b>
<b>2.1.1.1 Representatividade da saúde suplementar no Brasil.....</b>	<b>27</b>
<b>2.1.2 Diminuição da quantidade de operadoras de planos de saúde.....</b>	<b>29</b>
<b>2.1.3 O papel da ANS na promoção do equilíbrio econômico-financeiro.....</b>	<b>35</b>
<b>2.2 Literatura sobre modelos de previsão de insolvência.....</b>	<b>37</b>
<b>2.2.1 Falhas corporativas na saúde suplementar e promoção da sustentabilidade econômico-financeira no setor .....</b>	<b>38</b>
<b>2.3 Panoramas sobre as metodologias de previsão de insolvência .....</b>	<b>42</b>
<b>2.3.1 Modelos derivados de análise univariada.....</b>	<b>44</b>
<b>2.3.2 Modelos derivados de análise discriminante multivariada .....</b>	<b>46</b>
<b>2.3.3 Modelos derivados do uso de regressão logística .....</b>	<b>52</b>
<b>2.3.4 Modelos derivados do uso de rede neural artificial e demais técnicas emergentes</b>	<b>62</b>
<b>2.4 Síntese de análises críticas sobre modelos de predição .....</b>	<b>64</b>
<b>3. METODOLOGIA .....</b>	<b>70</b>
<b>3.1 Base de dados e caracterização da amostra .....</b>	<b>71</b>
<b>3.2 Variáveis .....</b>	<b>74</b>
<b>3.2.1 Grupo de interesse: definição de falha de uma OPS .....</b>	<b>74</b>
<b>3.2.2 Variáveis discriminantes.....</b>	<b>76</b>
<b>3.3 Amostra .....</b>	<b>78</b>
<b>3.4 Desenho do estudo .....</b>	<b>80</b>
<b>4. RESULTADOS E ANÁLISES .....</b>	<b>86</b>
<b>4.1 Elaboração do Modelo de Regressão Logística: definição das variáveis relevantes</b>	<b>86</b>
<b>4.2 Estatística descritiva.....</b>	<b>87</b>
<b>4.3 Análise do Modelo de Regressão Logística obtido.....</b>	<b>94</b>
<b>4.4 Análise de acurácia do modelo .....</b>	<b>101</b>
<b>5. CONCLUSÃO .....</b>	<b>106</b>
<b>REFERÊNCIAS .....</b>	<b>110</b>
<b>APÊNDICE A – Quadro das variáveis analisadas para elaboração do modelo.....</b>	<b>119</b>

<b>APÊNDICE B – Estatística descritiva das OPS Falhas .....</b>	<b>121</b>
<b>APENDICE C – Estatística descritiva das OPS Não Falhas .....</b>	<b>123</b>

## 1. INTRODUÇÃO

Nos últimos anos a saúde suplementar do Brasil, que consiste em ações e serviços relacionados à operação de planos e seguros, provendo acesso à saúde no âmbito privado, vem sendo marcado pelo expressivo crescimento, conforme apontado por Araújo e Silva (2018). Dados da Agência Nacional de Saúde (ANS, 2022a) mostram que em dezembro do ano de 2021 cerca de 48,9 milhões de pessoas no país possuíam algum tipo de cobertura de planos de saúde médica. Constituindo uma porta de acesso à serviços de saúde para mais de 1/4 da população, foram transacionados cerca de R\$ 185 bilhões na prestação de atendimentos médicos aos seus beneficiários no ano de 2020 (ANS, 2022e), realizadas mais 200 milhões de consultas médicas, cerca de 7,3 milhões de internações e atendendo por volta de 271 mil eventos de neoplasia (ANS, 2022d).

Portanto, evidenciados alguns dos números que caracterizam a saúde suplementar como um importante pilar de sustentação do sistema nacional de saúde brasileiro, conforme apontado por Zirolto, Gimenes & Junior (2013).

Destacando I. S. Santos (2011), o sistema de saúde no país é caracterizado pela cobertura duplicada, ou seja, possui um sistema de saúde composto pelo *mix* público-privado, onde temos o sistema público regido por princípios como a integralidade e universalidade da assistência à saúde, mas que o ambiente também oferta seguros privados para essas demandas. Cabe ao Estado atender a demanda de serviços e produtos médicos de forma gratuita a toda população por meio da contratação de atores privados, como hospitais e demais outros ou, ainda, provendo diretamente. Abrangendo mais de 200 milhões de pessoas, Cordilha & Lavinias (2018) apontam que o sistema público brasileiro, representado pelo Sistema Único de Saúde (SUS), pode ser considerado o maior sistema de saúde universal do mundo.

Neste sentido, estudos como o de Porto, Santos & Ugá (2006) destacam a grande importância da participação do Estado no financiamento na esfera da Saúde, favorecendo principalmente as classes mais pobres da população a terem acesso a atendimentos e internações de forma gratuita. No entanto, destaca-se que o sistema falha no cumprimento dos princípios que basearam sua criação, de acordo com o apontamento de trabalhos como o de Costa (2017) sobre os impactos da austeridade, predominância privada e falha de governo na saúde do país. O autor destaca sobre o racionamento originado no SUS, sobretudo de consultas em especialidades, exames e cirurgias, impondo longos períodos de espera aos usuários.

Atribui-se em grande parte o racionamento pela baixa expressividade do gasto público brasileiro com Saúde comparado internacionalmente, atrelado a problemas como agendas de austeridade do governo, controvérsias organizacionais e colocando o governo federal como um produtor de escassez de leitos e serviços especializados (Costa, 2017).

Tendo a rede de serviços médicos privados uma oferta de serviços especializados e de exames superior ao setor público, é apontado sobre a diminuição à exposição dos usuários aos racionamentos e grandes filas de espera do serviço de saúde público (Costa, 2017). Neste sentido, temos um ambiente marcado pelo crescimento do número de habitantes, aumento da proporção da população idosa decorrente do fenômeno da transição demográfica unido à transição epidemiológica (implicando no crescimento da demanda e custos dos serviços médicos) e atrelado à uma situação de subfinanciamento público já existente. Destaca-se, portanto, o importante papel desenvolvido pelas OPS e evidenciados em estudos como o de Zirolto et al. (2013), apontando que não há como transferir para o SUS todo o atendimento que hoje é realizado pelo setor privado, enfatizando sua necessidade.

Apesar da grande representatividade da saúde suplementar para o país, paradoxalmente, observa-se que a quantidade de OPS ofertando o serviço vem diminuindo ao longo do tempo (Araújo & Silva, 2018). O número de beneficiários de planos de saúde médica em 2012 era de cerca de 46,3 milhões e munidos de serviços por 1.013 operadoras de planos de saúde. Já no ano de 2015, o total de beneficiários chegou a cerca de 50,2 milhões, apresentando um crescimento de 8% em relação ao ano de 2012, enquanto o número de operadoras de planos de saúde diminuiu para 878 (redução de 13% em relação ao mesmo período). Entre o ano de 2003 e 2014, em média, 80 operadoras por ano saíram de operação no país e constituíram um fenômeno associado à fatores, por exemplo, como o crescimento dos custos de operação, mudanças concorrenciais e regulação do setor (Araújo & Silva, 2018).

Dentre os parâmetros que levam uma operadora a ter seu registro cancelado (saindo de operação) a Resolução Normativa (RN) n. 85 (ANS, 2004) destaca o cancelamento de registro por: incorporação, fusão ou cisão total, decretação de regime de liquidação extrajudicial e deliberação pela Diretoria Colegiada do órgão regulador (como medida alternativa à decretação de liquidação extrajudicial). Frente ao conjunto de fatores que implicam no estreitamento das margens e maior complexidade do ambiente das OPS, faz-se necessário o entendimento do fenômeno em face dos grandes danos à sociedade como consequência do contexto apresentado (principalmente onde operadoras saem compulsoriamente do mercado).

Neste sentido, o presente estudo teve como foco as OPS que encerraram compulsoriamente suas atividades frente a problemas que a impedissem na continuidade da

prestação de serviços aos seus beneficiários, em decorrência do cancelamento do seu registro por decretação de regime de liquidação extrajudicial ou deliberação pela Diretoria Colegiada do órgão regulador (sendo considerado neste estudo um dos maiores impactos causados à sociedade pela saída de uma OPS e constituindo uma falha corporativa). Conforme será abordado nas sessões posteriores, a definição de falhas corporativas é extensa mas que, conforme apontado por Beaver (1966), consiste na impossibilidade de uma empresa cumprir com suas obrigações financeiras. No presente trabalho os conceitos de falha corporativa, falhas empresariais, falhas e insolvência evidenciam definições equivalentes e tratam do mesmo objeto de estudo: a incapacidade da empresa em honrar suas obrigações frente a seus *stakeholders*.

Portanto, buscou-se na literatura de modelos de previsão de falhas, o desenvolvimento de uma ferramenta de alerta para os *stakeholders*, e que pudessem contribuir na promoção do maior entendimento dos fatores relacionados ao encerramento compulsório de uma OPS.

Em relação aos modelos de previsão de insolvência, Wang (2019) aponta que a habilidade de prever corretamente a insolvência de empresas pode evitar em grande parte que recursos sociais sejam desperdiçados, além de beneficiar a manutenção da ordem econômica. Frente a este cenário, o autor aponta que nos últimos cinquenta anos as falhas corporativas têm se tornado um dos principais objetos de pesquisa acadêmica e, ao longo deste período, muitas teorias sobre falências de empresas e modelos de previsão de falhas corporativas foram desenvolvidas (Wang, 2019).

Apesar da grande relevância e popularidade desta linha de pesquisa, destaca-se que estudos sobre modelos de insolvência específicos para operadoras de planos de saúde são escassos (S. L. Alves, 2006; Guimaraes & Alves, 2009). Neste sentido, o presente trabalho se justifica pela contribuição no aprofundamento do conhecimento relacionados aos fatores que permeiam as falhas de OPS. Como diferencial dos demais estudos desenvolvidos no setor, foram incorporados no trabalho uma ênfase da literatura relacionada às análises críticas de modelos de previsão de insolvência, identificando e propondo soluções para pontos de melhoria de trabalhos anteriores e que, conforme López & Calafell (2008), classifica-se como uma pesquisa de caráter misto no desenvolvimento de modelos de predição.

A incorporação de análises, considerando uma abordagem crítica, é fundamentada no objetivo de ampliar a utilidade do modelo para além da meta do aumento da acurácia nas taxas de predição (sendo o foco principal da maior parte dos estudos desta linha na saúde suplementar). Buscou-se fornecer o contexto dos impactos relacionados à natureza dos estudos e decisões metodológicas do pesquisador no desenvolvimento de modelos preditivos, para que

o usuário final esteja apto no entendimento para correta aplicação da ferramenta preditiva. Desta forma, mitigando vieses em conclusões, contribuindo, não somente para a tomada de decisões mais assertivas, mas também ampliando o público ao qual a ferramenta possa ser utilizada (fornecendo um entendimento dos fatores associados à falha nas OPS).

Como exemplo, no desenvolvimento do modelo preditivo, muitos dos estudos no setor definiram a falha como as OPS com PL negativo e, através de uma avaliação *ex-ante* (como 1 ano anterior ao contexto de PL negativo), o poder preditivo *ex-post* é derivado. Adotando como referência trabalhos críticos como o de Balcaen e Ooghe (2006), modelos como o apresentado, constituem bons separadores de OPS com PL negativo. No entanto, podem levar a potenciais vieses ao passo que a aplicação em um determinado período arbitrário pode levar a performances que não podem ser generalizadas. A falha é resultado de um processo e podendo ter seu início muito antes do período definido. Frente a estrutura do estudo apresentado, são gerados modelos pobres no entendimento dos fatores relacionados à falha no setor e, portanto, distante da classificação do grupo de real interesse (Balcaen & Ooghe, 2006).

Por fim, o modelo foi resultado de uma amostra contendo 5.123 observações de OPS entre os anos de 2014 e 2020. A definição de falha teve como referência a definição legal da ANS relacionadas às OPS com cancelamento compulsório dos seus registros (como liquidação extrajudicial). A estrutura do trabalho contempla 7 seções, sendo a primeira referente a introdução, a segunda relacionada à contextualização do fenômeno de pesquisa e modelos de previsão de insolvência, a terceira referente a metodologia de forma a abordar todos os passos para elaboração do modelo, a quarta seção apresenta os resultados e análises, a quinta seção referente a conclusão do trabalho e, por fim, as duas últimas sessões contendo a bibliografia e demais dados utilizados no estudo.

## **2. REFERENCIAL TEÓRICO**

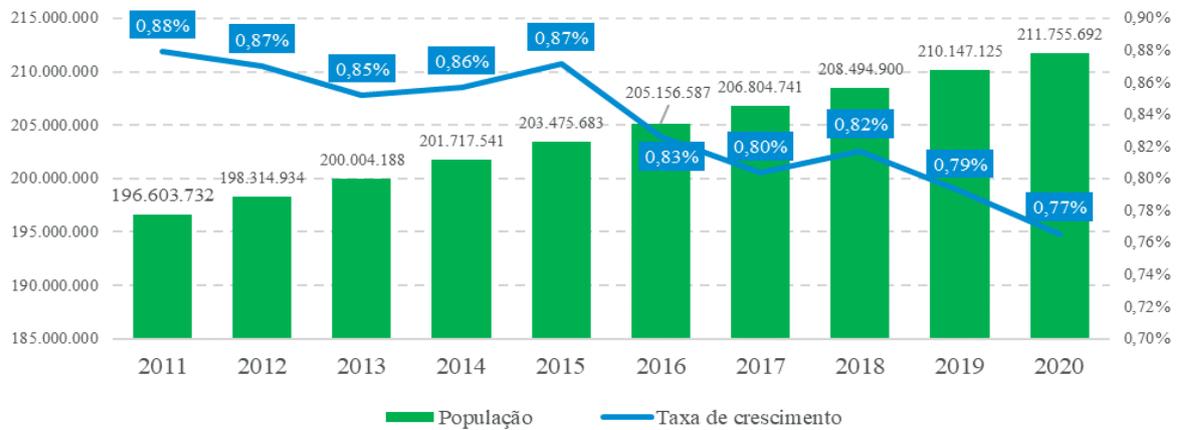
### **2.1 Destaques da dinâmica do setor de saúde suplementar no Brasil**

#### **2.1.1 Impactos da Transição Demográfica no Sistema de Saúde Brasileiro**

Conforme apontado por J. E. D. Alves (2014), a transição demográfica consiste em um fenômeno social com impacto em todos os aspectos da sociedade e da vida cultural de uma nação. Seu início se dá pela queda da taxa de mortalidade de uma população, seguido pela diminuição da taxa de natalidade e resultando, no começo deste processo, na aceleração com posterior desaceleração do crescimento vegetativo (podendo haver uma estabilização ou decréscimo populacional). Como efeito deste fenômeno, Wong (2005) destaca as consequências na transição da estrutura etária, no qual a população jovem diminui sua predominância e inicia-se um transição progressiva de envelhecimento. Entre os diversos impactos deste fenômeno, também ocorrem mudanças de saúde e doenças na população, correspondendo ao campo de estudo relacionado à transição epidemiológica (Omran, 1971).

J. E. D. Alves (2014) evidencia que a transição na estrutura etária do Brasil teve seu início em meados da década de 1960 com a queda da taxa bruta de natalidade, iniciando o processo de envelhecimento demográfico no país e que vem acontecendo de maneira acelerada, conforme destacado por Wong (2005) no seu trabalho comparando a estrutura etária do conglomerado de países latino-americanos e caribenhos com o Brasil.

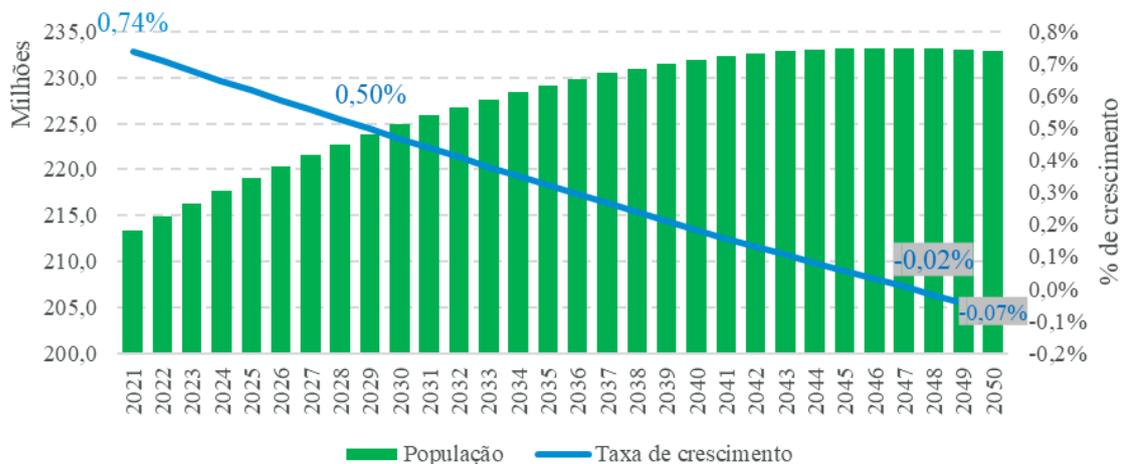
**Gráfico 1 - Histórico populacional do Brasil e taxas comparativas de crescimentos populacional anual**



Fonte: elaborado pelo Autor conforme dados IBGE (2022).

Conforme evidenciado no Gráfico 1, dados do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE, 2022) mostram que a população do Brasil passou de cerca de 196 milhões de habitantes no ano de 2011 e chegando à cerca 211 milhões no ano de 2020. Portanto, uma população ainda crescente, mas com taxas de aumento populacional decrescentes (entre os anos de 2011 e 2012 houve um aumento de 0,87% na população, frente a um aumento de 0,77% entre os anos de 2019 e 2020).

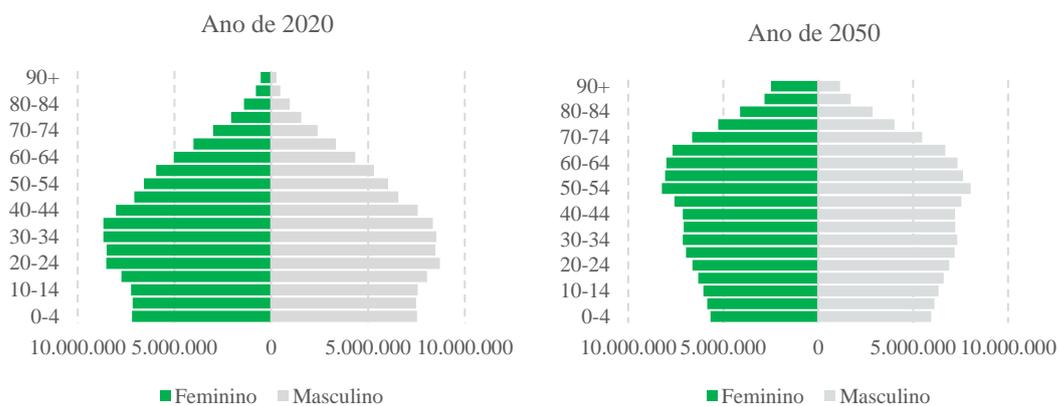
**Gráfico 2 - Histórico populacional do Brasil e taxas comparativas de crescimento populacional anual**



Fonte: elaborado pelo Autor conforme dados IBGE (2022).

As projeções mostram que a população do Brasil, ainda que cresça a taxas cada vez menores, passará de cerca de 213,3 milhões de habitantes e atingirá o pico populacional de 233,2 milhões. É esperado seu decréscimo no ano de 2048, com expectativas de uma taxa negativa de crescimento neste ano em relação ao anterior de cerca de 0,02%, intensificando ainda mais o encolhimento da base da pirâmide etária do país<sup>1</sup>.

**Gráfico 3 - Pirâmide etária projetada para 2020 comparado à 2050**

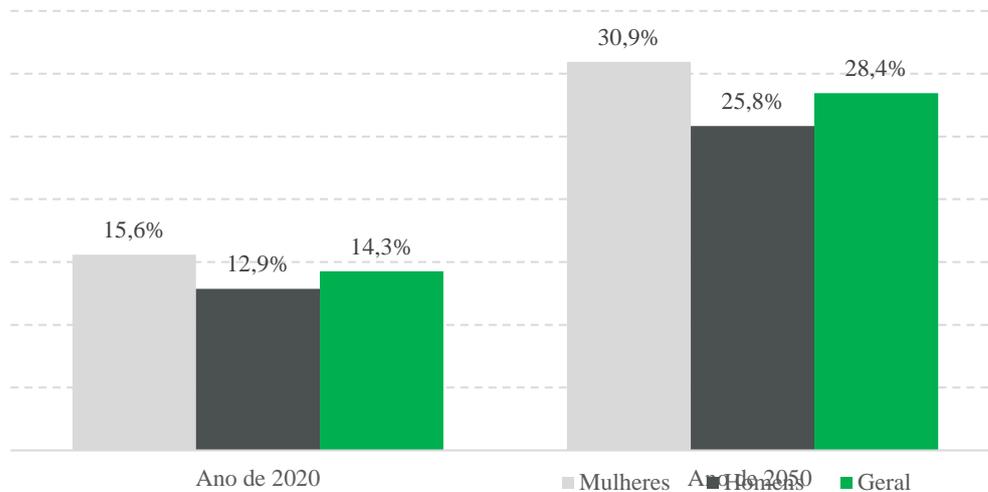


Fonte: elaborado pelo Autor conforme dados do IBGE (2022).

Comparando a composição etária do Brasil entre as projeções do ano de 2020 e 2050, é esperado que a população compreendida na faixa etária entre 0 e 15 anos decresça cerca de 18,6% no período, a população economicamente ativa (entre 15 e 65 anos) decresça 0,5% e assim aumentando a concentração da população idosa, com mais de 60 anos, e que passará de uma representatividade em relação à população total de cerca de 14,3% em 2020 para cerca de 28,4% em 2050<sup>2</sup>.

<sup>2</sup> Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/apps/populacao/projecao/index.html>, consulta aos 2 dias de abril de 2022 às 10h07.

**Gráfico 4 - Representatividade da população idosa em relação à população total do Brasil entre 2020 e 2050.**



Fonte: elaborado pelo Autor conforme dados do IBGE (2022).

Wong (2005) aponta que, frente a este fenômeno de transição demográfica, a população idosa continuará expandindo e dentre a potenciais problemas - como a possibilidade do incremento de um déficit fiscal no país, em virtude de problemas relacionados ao desequilíbrio entre receitas e gastos governamentais relacionados à idade - a população mais idosa demandará recursos massivos devido a fatores relacionados à seguridade social e, principalmente nesta faixa etária, os cuidados à saúde são mais necessários e caros.

Em relação à saúde como uma das faces da seguridade social oferecida no Brasil, sua institucionalização se deu com a aprovação da Constituição da República Federativa do Brasil (1988) e criação do Sistema único de Saúde (SUS) pela Lei n. 8.080 (1990), instituindo princípios como a universalidade de acesso aos serviços de saúde em todos os níveis de atenção, integralidade de assistência em todos os níveis de complexidade no sistema e igualdade de assistência à saúde, sem preconceitos ou privilégios de qualquer espécie.

Portanto, cabe ao Estado atender a demanda de serviços e produtos médicos de forma gratuita à toda população por meio da contratação de atores privados, como hospitais e demais outros, ou provendo diretamente. Abrangendo mais de 200 milhões de pessoas, o sistema brasileiro, segundo Cordilha & Lavinias (2018), pode ser considerado o maior sistema de saúde universal do mundo. De acordo com dados do DataSUS (2022), somente no ano de 2019, como exemplo, foram cerca de 12,3 milhões de autorizações de internações hospitalares, equivalendo

à um gasto de cerca de R\$ 15,8 bilhões<sup>3</sup>, e cerca de 3,7 bilhões de procedimentos ambulatoriais no mesmo ano, equivalendo à um gasto de cerca de R\$ 21,4 bilhões<sup>4</sup>. Nos estudos sobre a utilização de serviços da saúde por fonte de financiamento (público, privado ou particular) Porto, Santos & Ugá (2006) evidenciam o aumento e importância da participação do Estado no financiamento na esfera da Saúde entre 1998 e 2003, de forma a favorecer principalmente as classes mais pobres da população à terem acesso à atendimentos e internações de forma gratuita.

Apesar da grande importância do SUS, destaca-se que o sistema vem falhando no cumprimento dos princípios que basearam sua criação, conforme apontamento de estudos como o de Costa (2017) sobre os impactos da austeridade, predominância privada e falha de governo na saúde do país. O autor destaca sobre o racionamento originado no SUS, sobretudo de consultas em especialidades, exames e cirurgias, impondo longos períodos de espera aos usuários e cita como exemplo a fila de espera nesses grupos na cidade de São Paulo, a mais rica do país e com uma fila de espera em Outubro de 2012 de cerca de 660 mil pessoas (Costa, 2017).

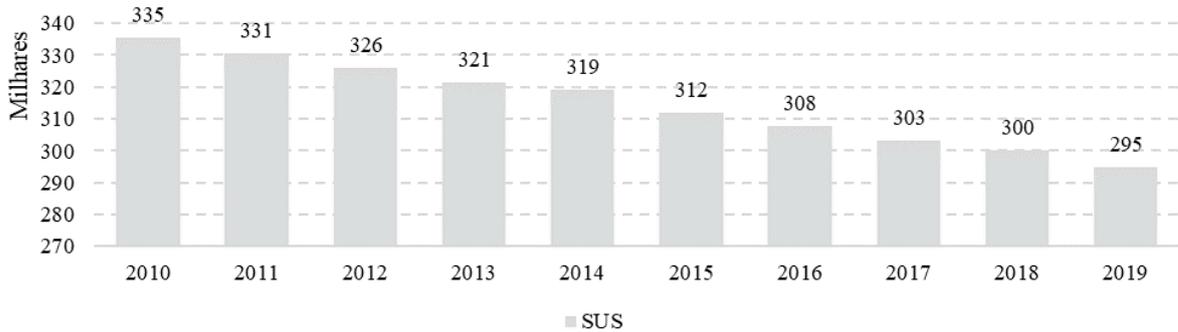
Neste sentido, evidencia-se, também, o trabalho de S. L. Santos, C. Turra & K. Noronha (2018) analisando os impactos do envelhecimento populacional e gastos com internação do SUS. O estudo mostra que a taxa de internação para o grupo de doenças infecciosas e parasitárias, neoplasias e circulatórias (associadas principalmente à populações mais envelhecidas) tiveram uma queda acentuada entre 2000 e 2010, tendo como possível justificativa a diminuição do número de leitos, cotas de internação e demais políticas de saúde adotadas (S. L. Santos et al., 2018).

---

<sup>3</sup> Disponível em: <https://datasus.saude.gov.br/aceso-a-informacao/producao-hospitalar-sih-sus/>, consulta aos 2 dias de abril de 2022 às 15h10.

<sup>4</sup> Disponível em: <https://datasus.saude.gov.br/aceso-a-informacao/producao-ambulatorial-sia-sus/>, consulta aos 2 dias de abril de 2022 às 15h15.

**Gráfico 5 - Leitos de internação hospitalar do SUS instalados no Brasil em dezembro de cada ano**



Fonte: elaborado pelo Autor conforme dados do CNES (2022).

Em relação a oferta de leitos, dados do Cadastro Nacional de Estabelecimentos Da Saúde (CNES, 2022) evidenciam que no período entre 2010 e 2019 foram desativados cerca de 40,5 mil leitos<sup>5</sup> de atendimento ao SUS (equivalendo à uma taxa composta anual negativa em 1,4% a.a na quantidade de leitos públicos instalados).

Portanto, frente ao contexto da oferta de serviços de saúde cada vez mais desafiador, intensificado por mudanças decorrentes de fenômenos como a transição demográfica e epidemiológica, além de problemas atuais relacionados ao racionamento de serviços pelo SUS, o papel do setor privado ganha cada vez mais relevância na ampliação do acesso à saúde para população brasileira.

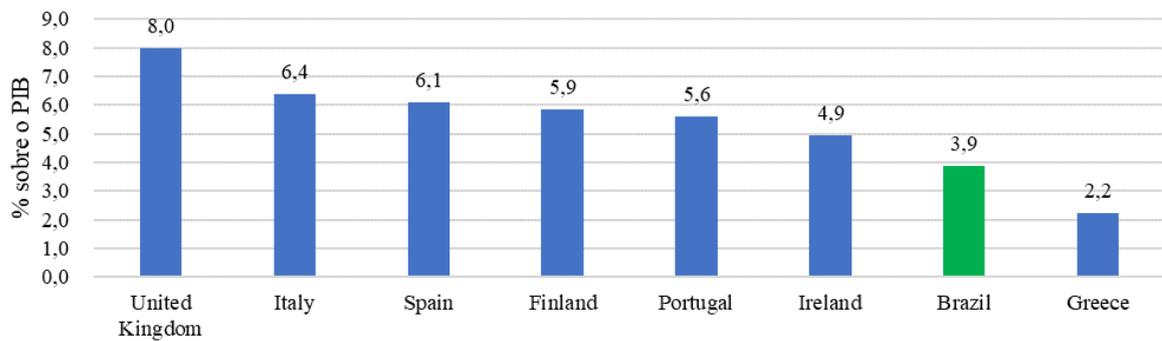
### 2.1.1.1 Representatividade da saúde suplementar no Brasil

Em um trabalho comparando o agravamento de iniquidades na saúde em países com cobertura duplicada, ou seja, possuem um sistema de saúde composto pelo *mix* público-privado, I. S. Santos (2011) define a saúde suplementar duplicada, conforme ocorre no Brasil, como aquela onde o sistema público é regido por princípios como a integralidade e universalidade da assistência à saúde, mas que o ambiente também oferta seguros privados para essas demandas e com elementos de sofisticação associados ao serviços de saúde (caracteriza-se a saúde suplementar como as ações e serviços na operação de planos e seguros, provendo acesso à saúde

<sup>5</sup> Disponível em: [https://cnes2.datasus.gov.br/Mod\\_Ind\\_Tipo\\_Leito.asp](https://cnes2.datasus.gov.br/Mod_Ind_Tipo_Leito.asp), consulta aos 3 dias de abril de 2022 às 9h15.

no âmbito privado). Destaca-se alguns países com um sistema de saúde semelhante ao Brasil: Reino Unido, Finlândia, Irlanda, Portugal, Espanha, Grécia e Itália (I. S. Santos, 2011).

**Gráfico 6 - Comparação da participação no PIB do gasto público com saúde em países da OCDE e Brasil**



Fonte: elaborado pelo autor conforme dados da OCDE (2022).

Nota: este gráfico foi elaborado pelo autor e apresenta a comparação da participação dos respectivos gastos públicos em relação aos respectivos PIB's. Os países selecionados seguiram I. S. Santos, (2011) evidenciando aqueles com estrutura de oferta de saúde semelhantes ao Brasil.

Dados da Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico (OCDE), (2022) evidenciam que, em relação aos países citados por I. S. Santos (2011), o Brasil ocupa a 2ª posição de menor participação do gasto público com saúde no PIB<sup>6</sup>, sendo superior apenas à Grécia. Dados como este corroboram os estudos de Costa (2017) mostrando que a participação do gasto público brasileiro comparado internacionalmente se mostra pouco expressivo, atrelado à problemas como agendas de austeridade do governo, controvérsias organizacionais e colocando o governo federal como um produtor de escassez de leitos e serviços especializados. Portanto, a disponibilidade de utilização da rede de serviços médicos privados, tendo uma oferta de serviços especializados e de exames superior ao setor público, diminui a exposição dos usuários aos racionamentos e grandes filas de espera do serviço de saúde público, o que vai além da oferta de serviços com elementos de sofisticação citados por I. S. Santos (2011), e o que evidencia a preferência de saída do SUS pela população brasileira sempre que consegue mudar positivamente sua estrutura de renda (Costa, 2017).

No mês de dezembro de 2021, dados da Agência Nacional de Saúde (ANS, 2022a) mostram que cerca de 48,9 milhões de pessoas<sup>7</sup> no país possuíam alguma cobertura de planos

<sup>6</sup> Disponível em <https://stats.oecd.org/Index.aspx?DataSetCode=SHA#>, consulta aos 5 dias de abril de 2022 às 11h.

<sup>7</sup> Disponível em [http://www.ans.gov.br/anstabnet/cgi-bin/dh?dados/tabnet\\_br.def](http://www.ans.gov.br/anstabnet/cgi-bin/dh?dados/tabnet_br.def), consulta aos 5 dias de abril de 2022 às 14h.

de saúde médica (equivalendo à uma taxa de cobertura no país de 25,2%), e onde a as Operadoras de Planos de Saúde (OPS) transacionaram cerca de R\$ 185 bilhões<sup>8</sup> na prestação de atendimentos médicos, não incluindo odontológicos, aos seus beneficiários no ano de 2020 (ANS, 2022e). Citando, como alguns dos exemplos, foram realizados mais 200 milhões de consultas médicas, cerca de 7,3 milhões de internações e atendendo mais de 271 mil eventos<sup>9</sup> de neoplasia (ANS, 2022d).

Portanto, a saúde suplementar representa um importante pilar de sustentação do sistema nacional de saúde brasileiro, conforme apontado por Zirolto, Gimenes & Junior (2013) no estudo sobre a importância da saúde suplementar na demanda da prestação dos serviços assistenciais. Onde o setor privado de saúde impacta na elevação da proporção dos gastos com saúde no país em relação ao PIB, a níveis equivalentes à média mundial visto ao peso superior da provisão privada comparada à pública (Cordilha & Lavinias, 2018).

Em um ambiente marcado pelo crescimento do número de habitantes, ainda que em taxas cada vez menores, aumento da proporção da população idosa (implicando no aumento da demanda e custos dos serviços médicos) e atrelado à uma situação de subfinanciamento público já existente, Zirolto et al. (2013) aponta que não há como transferir para o SUS todo o atendimento que hoje é realizado pelo setor privado, enfatizando sua necessidade. No entanto, apesar da grande representatividade da saúde suplementar para o país, sendo a porta de acesso à saúde para mais de um quarto da população brasileira, paradoxalmente observa-se que a quantidade de OPS ofertando o serviço vem diminuindo ao longo do tempo. Onde alguns pesquisadores associam este fenômeno à fatores, por exemplo, como o crescimento dos custos de operação, concorrência e regulação do setor (Araújo & Silva, 2018).

### 2.1.2 Diminuição da quantidade de operadoras de planos de saúde

Em um estudo com o objetivo de compreender as mudanças ocorridas no setor da saúde suplementar no Brasil, Araújo & Silva (2018) evidenciam o seguinte fenômeno no país: mesmo

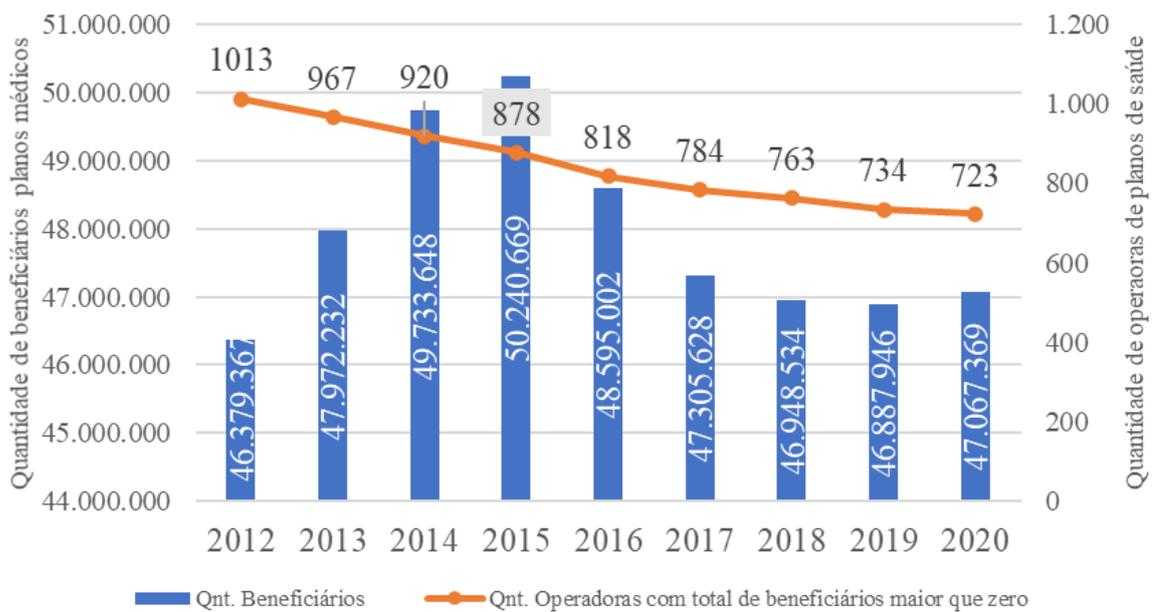
---

<sup>8</sup> Disponível em <https://app.powerbi.com/view?r=eyJrIjoiNjRiYTM0MjUtYjFhMy00NTI3LWE4ZGQtMDg4YzdlMzYwZjViIiwidCI6IjlkYmE0ODBlLTRmYTctNDJmNC1iYmEzLTBmYjEzNzVmYmU1ZiJ9>, consulta aos 5 dias de abril de 2022 às 14h40.

<sup>9</sup> Disponível em <https://app.powerbi.com/view?r=eyJrIjoiZDFkODkxNzMtODgwNC00ZTFiLTg2MzUtZmEwNDViNmU1ZWl4IiwidCI6IjlkYmE0ODBlLTRmYTctNDJmNC1iYmEzLTBmYjEzNzVmYmU1ZiJ9>, consulta aos 5 dias de abril de 2022 às 14h50.

com o aumento da demanda por planos de saúde médica no setor, é observado a diminuição do número de OPS em atuação, o que pode estar conduzindo o Brasil a uma oligopolização do setor. Segundo esses autores, essa situação ocorre principalmente pela saída de operadoras de pequeno porte, aquelas com menos de 10 mil beneficiários, em virtude da intensificação da concorrência e das diminuições das margens de lucro, decorrentes dos constantes aumentos de custos e associada aos processos regulatórios que normatizam a relação do setor com os beneficiários (os quais, do ponto de vista da relação, os autores destacam ser o elemento mais frágil).

**Gráfico 7 - Variação de beneficiários e operadoras de planos de saúde**



Fonte: elaborado pelo autor conforme dados da ANS (2022a).

Nota: gráfico apresentando a dimensão do número de beneficiários com algum plano de saúde médica no Brasil frente ao número de OPS com pelos menos um beneficiário ativo.

Conforme apontado no Gráfico 7, o qual evidencia a variação da quantidade de beneficiários e de operadoras no mês de março de cada ano, o número de beneficiários de planos de saúde médica em 2012 era de cerca de 46,3 milhões e munidos de serviços por 1.013 operadoras de planos de saúde. Já no ano de 2015 o total de beneficiários chegou a cerca de 50,2 milhões, apresentando um crescimento de 8% em relação ao ano de 2012, enquanto o número de operadoras de planos de saúde diminuiu para 878 (redução de 13% em relação ao

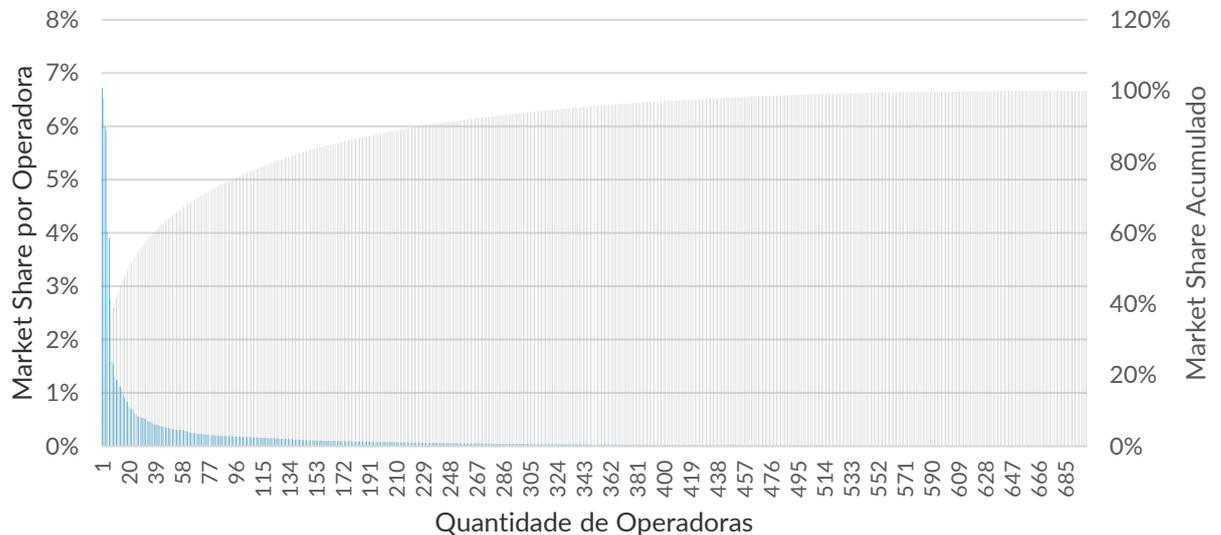
mesmo período). Os estudos mostram que entre o ano de 2003 e 2014, em média, 80,09 operadoras por ano saíram de operação no país (Araújo & Silva, 2018).

A ANS, órgão encarregado pela regulação do setor e que teve sua criação com o marco legal pela Lei n. 9.961 (2000), constituindo uma autarquia federal, vinculada ao Ministério da Saúde e atuando em todo o território brasileiro como órgão de regulação, normatização, controle e fiscalização das atividades que garantem assistência suplementar à saúde, define os parâmetros que levam uma operadora a ter seu registro cancelado através da Resolução Normativa (RN) n. 85 (ANS, 2004). Dentre os motivos citados, são destacados o cancelamento de registro por: incorporação, fusão ou cisão total, decretação de regime de liquidação extrajudicial e deliberação pela Diretoria Colegiada do órgão regulador como medida alternativa à decretação de liquidação extrajudicial (ANS, 2004).

Tomando a perspectiva de saída por incorporação ou fusão, M. A. Rocha (2021) destaca que parte da diminuição do número de operadoras pode ser explicado pela atratividade do mercado privado de saúde brasileiro na lógica de investimento de grandes *players*. Sendo um país de dimensões continentais, com grande representatividade do setor privado, o movimento de fusões e aquisições (sobretudo de operadoras de planos de saúde) foi capitaneado pelas grandes empresas de serviços de saúde nacionais e também despertando a estratégia de aquisições das grandes empresas globais (M. A. Rocha, 2021). Neste sentido, destaca-se o sancionamento da Lei n. 13.097 (2015) abrindo ao capital estrangeiro a possibilidade na participação da oferta de serviços de saúde (visto que anteriormente era vetado a participação direta ou indireta de capital ou empresas estrangeiras na assistência à saúde no país).

Toda esta movimentação de mercado culmina na elevada concentração de *market-share* em um número pequeno de empresas (M. A. Rocha, 2021).

**Gráfico 8** - Evidências da concentração do *market share* em uma quantidade reduzida de OPS no Brasil



Fonte: elaborado pelo autor conforme dados da ANS (2022a).

Dados da ANS (2022a) evidenciam que, em dezembro de 2021, cerca de 123 operadoras (dentre um total de 700 com pelo menos 1 beneficiário ativo) detinham cerca de 80% dos beneficiários de planos de saúde do país.

Como consequência desta concentração de mercado pela saída de empresas, Costa (2008) também aponta os efeitos dos regimes de regulação da ANS, os quais acabam por impor barreiras institucionais à permanência, entrada e saída no setor e o que restringe a sobrevivência de empresas frágeis pelo aumento da demanda por qualidade da firma, diferenciação de produtos e aumento dos custos de transação por crescimento de despesas voltados para manutenção da sua posição no mercado.

A título de exemplo, frente as diferentes faces de impactos de regulações no setor, cita-se o trabalho de G. M. M. dos Santos (2015), avaliando o impacto das ampliações do Rol de Procedimentos e Eventos em Saúde (o qual constitui as coberturas de procedimentos mínimos obrigatórios) no custo de assistência médica das OPS entre os anos de 2003 e 2013. O estudo apontou impactos expressivos e superiores ao projetado pelo órgão regulador, destacando à época do trabalho sobre a necessidade e importância da adoção de metodologias quantitativas para incorporação de novas tecnologias de saúde (G. M. M. dos Santos, 2015).

Neste sentido, considerando discussões ainda mais atuais, tais como o entendimento taxativo do Rol de Procedimentos pelo Superior Tribunal de Justiça (STJ) em junho de 2022 (STJ, 2022) mas que, no entanto, encontrou força contrária no Projeto de Lei (PL) n. 2033

originado na Câmara dos Deputados (2022), estabelecendo hipóteses de cobertura de exames ou tratamentos na saúde não incluídos no rol em questão (destacando que são discussões não originadas pela ANS), evidencia-se a complexidade, impacto e amplitude do tema. Portanto, indo além da afirmação de Costa (2008) sobre os impactos das regulações da ANS, são destacados aqueles originados diretamente no próprio órgão legislativo do país.

Ampliando os pontos que contribuem na fragilidade das operadoras, o aumento dos custos, resultado de uma série de causas (ligados às transições demográficas descritas, regulação e demais outros), também alertam para o fenômeno da consolidação. Araújo & Silva (2018) fizeram uma análise histórica da sinistralidade (indicador que representa a razão entre os custos médicos e a receita obtida com planos de saúde) das operadoras em atividade no país entre 2003 até 2014. O estudo mostra que, em média, a sinistralidade cresceu 0,36% anualmente e, a título de exemplo, no ano de 2006 foi observado uma sinistralidade geral de 79,75% frente à 84,93% no ano de 2012, onde o estudo apresentou uma sinistralidade média anual de 82,08% (Araújo & Silva, 2018). Neste sentido, os trabalhos corroboram o estudos de autores como Carneiro et al. (2013) sobre os impactos do envelhecimento populacional nos custos, G. M. M. dos Santos (2013) evidenciando o aumento expressivo do preço de insumos hospitalares e A. Duarte, F. Oliveira, A. Santos & B. Santos (2017) discorrendo sobre os impactos dessas variáveis nos resultados dessas operadoras.

Carneiro et al. (2013) destacam que o impacto do envelhecimento nos custos assistenciais ocorre em função da relação entre utilização e idade, ou seja, as taxas de utilização dos serviços médicos aumentam à medida que a população envelhece. Como evidência deste fato, em um estudo desenvolvido por S. L. Santos et al. (2018) os autores destacam que o modelo de precificação de planos de saúde no país prevê a imposição de limites de variação de mensalidades por faixa etária, o que possibilita a transferência de recursos intergeracionais, mas que, o aumento da composição de beneficiários idosos (como os de 66 anos ou mais), vem demandando maiores recursos dos mais jovens e indicando o aumento dos riscos relacionados à insuficiência das mensalidades para custeio da despesas em virtude do envelhecimento populacional.

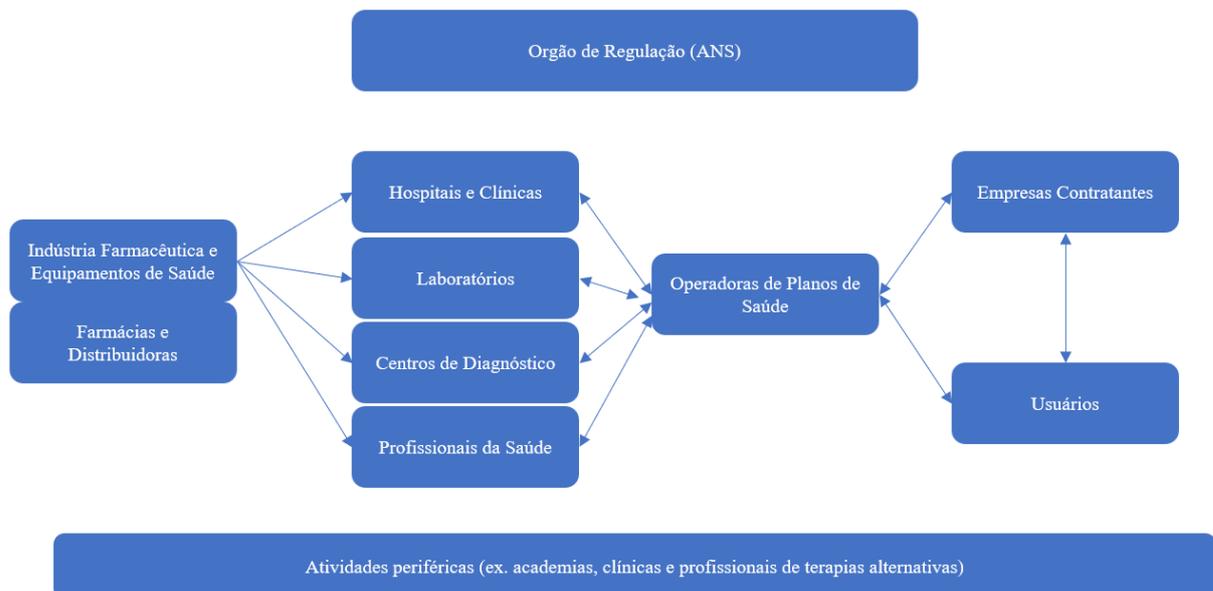
Em relação aos incrementos nos custos com insumos, o estudo de A. Duarte et al. (2017) atribui grande causa ao aumento da inflação sobretudo em relação ao setor da saúde, evidenciado pelo Índice de Preços ao Consumidor (IPC). O autor evidencia que entre os anos de 2005 e 2014 o IPC Geral acumulado foi de 59,18% enquanto o IPC Saúde chegou a cerca de 92,45%. G. M. M. dos Santos (2013), em um trabalho analisando a evolução dos gastos com internação entre 2005 e 2010 de um plano de saúde com abrangência no estado de São Paulo,

também destacam o impacto do aumento dos custos onde o estudo evidenciou uma elevação do custo médio por internação de 47,4% para medicamentos e 118,7% para outros materiais.

Portanto, são evidenciados um conjunto de fatores que implicam no estreitamento das margens, maior complexidade do ambiente e sendo necessário o entendimento dos danos à sociedade como consequência do contexto apresentado (onde operadoras frágeis saem compulsoriamente do mercado).

Neste sentido, se faz necessário o entendimento da relação entre operadoras de planos de saúde e seus beneficiários. Vilarinho (2004) aponta que o papel desenvolvido pelas operadoras de planos de saúde é o da estruturação sistêmica dos serviços de saúde, transacionando redes de assistência para atendimento de seus clientes. Por sua vez, os prestadores de serviços de assistência como os hospitais, clínicas, laboratórios, centros de diagnósticos e profissionais da saúde fazem o atendimento aos beneficiários (clientes) dos planos de saúde, sendo posteriormente remunerados pelas operadoras (Vilarinho, 2004).

**Figura 1** - Representação do sistema de Saúde Suplementar no Brasil



Fonte: A. Duarte et al. (2017).

Nota: representação da interação dos principais agentes da saúde suplementar no Brasil, com destaque para as OPS representando o intermédio entre usuários e acesso ao serviço médico.

Portanto, sob ponto de vista dos beneficiários a falência de operadoras de planos de saúde tem forte impacto negativo uma vez que o acesso aos serviços médicos é inicialmente degradado, seguido pela interrupção do acesso à rede prestadora e, por fim, podendo implicar no processo de transferência de seus planos para outras empresas do setor. Um exemplo

emblemático se deu na liquidação extrajudicial da cooperativa Unimed Paulistana, e que, de acordo com matéria publicada no Globo (2016), a OPS que já teve mais de 740 mil clientes, devido a problemas financeiros, assistenciais e administrativos, teve seu cancelamento compulsório e, os beneficiários remanescentes, sua transferência realizada para outras OPS.

Como medidas de proteção principalmente dos beneficiários, cabe à ANS, entre outras funções, estabelecer: os critérios de garantia e manutenção do equilíbrio econômico-financeiro das empresas, padrões de envios de informações, instituir regimes de direção fiscal ou técnicas, proceder à liquidação extrajudicial da operadora e requerer a falência ou insolvência civil (Costa, 2008).

### **2.1.3 O papel da ANS na promoção do equilíbrio econômico-financeiro**

Kovalová (2019) aponta que, independentemente do ambiente de atuação, a situação de insolvência ou saída de uma empresa tem um sério impacto na sociedade e que todos os grupos interessados (sejam eles os proprietários, funcionários, clientes e demais *stakeholders*) precisam suportar na economia, tornando tão importante a identificação de situações que possam levar as empresas ao fracasso. Neste sentido, destaca-se a importância do papel das regulações prudenciais, visando a promoção da liquidez e solvência para continuidade e qualidade do serviço contratado pelo beneficiário.

Rauch & Wende (2015) apontam que a justificativa para regulações visando a solvência (equivalendo à promoção do funcionamento sustentável de uma empresa), ocorrem devido aos custos de informação e custos de agência, onde, na ausência de normatização, a falta de informações dos consumidores e a existência de custos de agência derivados das visões e objetivos divergentes dos *stakeholders*, podem ser fatores de promoção da insolvência (portanto, visam diminuir esses riscos em detrimento da preferência pela segurança por parte da sociedade). Neste sentido, Marques & Chan (2017) apontam sobre a vertente defendendo a intervenção do Estado de maneira a resguardar os compromissos assumidos com os mais vulneráveis (os consumidores) e cita o exemplo do Acordo de Basileia II. O acordo decorre do aumento da complexidade dos serviços financeiros e escândalos de grandes corporações, introduzindo, por exemplo, metodologias de apuração da necessidade de capital mínimo e benefícios à instituições com melhor gestão de risco, onde, seguindo esta tendência, há o

surgimento do Solvência II para o mercado segurador, portanto, ambos mercados de grande relevância econômica, financeira e social (Marques & Chan, 2017).

São apontados 3 (três) pilares comuns entre o acordo de Basileia e Solvência: o primeiro referente à quantificação de riscos pela definição de requisitos de capital de solvência e capital mínimo, o segundo sobre os princípios que regem a regulação para gestão de riscos e controles internos e, por fim, o terceiro acerca da transparência e comunicação de informações sobre a solvência e situação financeira (Marques & Chan, 2017). Neste sentido destaca-se os pontos de semelhanças do Acordo de Basileia e Solvência à regulação abrangendo as operadoras de planos de saúde no país, onde Costa (2008) destaca que o regime regulatório da saúde suplementar sob a tutela da ANS tem gerado normas, padrões e sanções a empresas operadoras de planos privados e que podem ser responsabilizadas pela qualidade dos contratos oferecidos aos beneficiários, pela seleção do risco e adequação da sua administração financeira.

Como exemplos, destaca-se a implementação do plano de contas padrão e o Documento de Informações Periódicas das Operadoras de Planos de Saúde (DIOPS) com envios trimestrais e acesso público, monitoramento de índices de desempenho (atrelado à regimes fiscalizatórios e intervencionistas, se necessário) e a observância das regras de capitais. Como exemplo, a RN n. 451, dispendo sobre os critérios para definição do capital regulatório e que normatiza a transição de um modelo que parte da definição da sua parcela variável a partir de critérios baseados em fatores simples, como derivado de critérios relacionados ao volume de determinadas mensalidades de planos e seus custos, para um modelo de Capital Baseado em Risco, tendo sua adoção compulsória datada para início do ano de 2023 (ANS, 2020).

Apesar da importância das regulações prudenciais em um setor de relevância, tal como representa a saúde suplementar, se mostra necessário o desenvolvimento de ações adicionais, tais como a identificação de agentes que se encontram, ou que apresentam tendências, para cenários de dificuldades financeiras, ajudando intervenções regulatórias em tempo hábil com o intuito de proteção dos beneficiários pela prevenção da insolvência ou reduzindo os custos dessa na sociedade (Zhang & Nielson, 2015).

**Gráfico 9 – Cancelamento de Operadoras e Média de beneficiários afetados**

Fonte: elaborado pelo Autor conforme (ANS, 2022c).

Nota: gráfico apresentando os registros de OPS canceladas, bem como seus respectivos volumes de beneficiários.

A partir do Gráfico 9, observa-se que cerca de 114 operadoras de planos de saúde, entre os anos de 2015 e 1º trimestre do ano de 2022, tiveram seus registros cancelados por Liquidação Extrajudicial ou Decisão de Diretoria Colegiada como alternativa à Liquidação Extrajudicial. Destaca-se que, no último envio de informações realizadas por essas operadoras através do DIOPS, foram cerca de 1,9 milhões de beneficiários afetados.

A insolvência de seguradoras gera perdas para muitos stakeholders e a identificação de companhias com problemas financeiros deve ser um grande objetivo das agências reguladoras, o que leva a uma forte necessidade regulatória de métodos precisos de previsão para identificar empresas deficientes com o intuito de tomar medidas em tempo hábil para evitar a insolvência (Brockett, Golden, Jang & Yang, 2006).

## 2.2 Literatura sobre modelos de previsão de insolvência

Wang (2019), aponta que a habilidade de prever corretamente a insolvência de empresas pode evitar em grande parte que recursos sociais sejam desperdiçados, além de beneficiar a manutenção da ordem econômica. Frente a este cenário, o autor aponta que nos últimos cinquenta anos as falhas corporativas têm se tornado um dos principais objetos de pesquisa acadêmica e, ao longo deste período, muitas teorias sobre falências de empresas e modelos de previsão de falhas corporativas foram desenvolvidas.

Neste sentido, o equilíbrio e desempenho econômico-financeiro se mostra como uma condicionante indivisível aos estudos de previsão de insolvência. Portanto, este capítulo tem como objetivos uma revisão da literatura sobre fatores relacionados à condição e monitoramento econômico-financeiro das operadoras de planos de saúde no país, bem como análise das metodologias relacionadas à previsão de insolvência, destacando suas limitações e potenciais adequações para o desenvolvimento de um modelo na saúde suplementar brasileira.

### **2.2.1 Falhas corporativas na saúde suplementar e promoção da sustentabilidade econômico-financeira no setor**

A literatura discorrendo sobre o conceito de falhas corporativas/financeiras é extensa, abrangendo um grande rol de definições, porém, apresentando na sua essência pontos comuns e complementares. Neste estudo, toma-se como referência o conceito apresentado por Beaver (1966), um dos pioneiros nos estudos sobre previsão de falhas corporativas. Seu estudo define o conceito de falha como a impossibilidade de uma empresa cumprir com suas obrigações financeiras e que, operacionalmente, se define por qualquer das seguintes situações: falência, inadimplência de títulos, contas descobertas ou não pagamento de dividendos de uma ação preferencial (Beaver, 1966). Portanto, para o presente trabalho os conceitos de falha corporativa, falhas empresariais e insolvência evidenciam definições equivalentes e tratam do mesmo objeto de estudo: a incapacidade da empresa em honrar suas obrigações frente a seus *stakeholders*.

Em relação ao insucesso financeiro das operadoras de planos de saúde no país, Stone e Heffernan (1989, citado por Guimarães & Alves, 2009) já apontavam sobre as razões mais frequentes de insolvência em operadoras de planos de saúde, elencando: a falta de capital inicial e patrimônio, falta de controle de utilização dos serviços, precificação inadequada, insuficiência de lucro e capital permanente e inadequação na projeção de sinistros ocorridos e não avisados. São apontamentos que corroboram com os resultados do trabalho desenvolvido por Araújo & Silva (2018), apresentado em sessões anteriores deste estudo, que associam a diminuição do número de operadoras de planos de saúde no Brasil com as tendências de aumento de sinistralidade e dos processos regulatórios impondo, dentre uma variedade de normas, regras de capital para essas companhias.

Visando a promoção da estabilidade do setor, protegendo o interesse público (principalmente dos beneficiários de planos de saúde) a ANS tem como uma de suas atribuições o acompanhamento do quadro econômico-financeiro das operadoras. Conforme apontado por

Soares, Thóphilo & Corrar (2009), o monitoramento econômico-financeiro das operadoras fica a cargo da DIOPE (Diretoria de Normas e Habilitações das Operadoras) e que adotou uma série de medidas visando atenuar a assimetria de informações e implementação ativa de ações intervencionistas buscando a garantia da qualidade e continuidade da prestação de serviços aos beneficiários. Como medidas a implementação do plano de contas padrão (o qual é enviado trimestralmente por meio do sistema de Documento de Informações Periódicas, ou DIOPS), o programa de qualificação das operadoras, monitorados pelo Índice de Desempenho da Saúde Suplementar (IDSS) e que, dentre o acompanhamento de aspectos como a qualidade na atenção à saúde, realiza o monitoramento de indicadores econômico-financeiros (Soares et al., 2009). Os autores também destacam que esta dimensão do IDSS visa acompanhar o cumprimento das obrigações das operadoras com seus prestadores e, desta maneira, manter o atendimento dos seus beneficiários (Soares et al., 2009).

Dentre as referências normativas dispendo sobre intervenções nas operadoras, a RN n. 316 (ANS, 2012) evidencia que, identificadas anormalidades econômico-financeiras ou administrativas graves que coloquem em risco o atendimento ao beneficiário, poderá ser instaurado na operadora o Regime Especial de Direção Fiscal. A normativa também elenca 10 principais hipóteses para instauração do Regime Especial de Direção Fiscal (ANS, 2012):

**Quadro 1 – Anormalidades que podem provocar instauração de Regime Especial de Direção Fiscal conforme RN n° 316**

<b>Item</b>	<b>Causas para instauração de Regime Especial de Direção Fiscal</b>
I	Totalidade do ativo em valor inferior ao passivo exigível.
II	Desequilíbrios estruturais na relação entre ativos e passivos de curto prazo que comprometam a liquidez.
III	Inadequação às regras de garantias financeiras e ativos garantidores.
IV	Inadimplência contumaz com o pagamento aos prestadores.
V	Não apresentação, rejeição, cancelamento ou descumprimento do Plano de Adequação Econômico-Financeira (PLAEF) ou do Termo de Assunção de Obrigações Econômico-Financeiras (TAOEF).
VI	Obstrução ao acompanhamento da situação econômico-financeira.
VII	Não adoção ou inobservância das regras do Plano de Contas Padrão da ANS.
VIII	Deficiência de controles internos, inconsistências, erros ou omissões nas informações contábeis que prejudiquem a avaliação da situação econômico-financeira.
IX	Inobservância das normas referentes à autorização de funcionamento.
X	Alteração ou transferência do controle societário, incorporação, fusão, cisão ou desmembramento em descumprimento às normas da ANS, se não promovida a regularização do ato.

Fonte: (ANS, 2012)

Uma vez que as anomalias sejam detectadas, a operadora será notificada e deverá apresentar programas de saneamento das anomalias encontradas, tais como o PLAEF (Plano de Adequação Econômico Financeira) ou TAOEF (Termo de Assunção de Obrigações Econômico Financeiras), contendo, dentre uma série de ações, projeções, prazos e comprometimento com o plano apresentado e os quais deverão ser aprovados pelo diretor do DIOPE (ANS, 2012). Em caso de rejeição do plano de saneamento, não cumprimento ou cancelamento, poderá ser determinado a alienação da carteira (caracterizando a transferência compulsória dos seus beneficiários), concessão de portabilidade especial a seus beneficiários, decretação de liquidação extrajudicial e cancelamento da autorização de funcionamento ou registro provisório (ANS, 2012).

Evidencia-se, portanto, exemplos de referências de falhas corporativas nas operadoras de planos de saúde no país. Conforme será abordado posteriormente com maior aprofundamento, o trabalho de Reis, Macedo & Marques (2021) comprova a correlação positiva sobre o desempenho econômico-financeiro e decisões de instauração de regimes especiais nas operadoras de planos de saúde.

O acompanhamento de indicadores econômico-financeiros das operadoras de planos de saúde pela ANS, podem ser encontrados no Prisma Econômico-Financeiro da Saúde Suplementar (ANS, 2018) e no Painel Contábil da Saúde Suplementar (ANS, 2022e), por publicação e acesso à painel dinâmico, contendo entre informações consolidadas sobre o setor e indicadores econômico-financeiros.

**Quadro 2 – Indicadores monitorados no Prisma e Painel da Saúde Suplementar**

<b>Indicador</b>	<b>Fórmula</b>	<b>Origem</b>
ROA	Resultado Líquido / Ativo Total	Anuário, Prisma
ROE	Resultado Líquido / Patrimônio Líquido	Anuário, Prisma
Mg. Lucro Bruto	Resultado Bruto/ Contraprestações Efetivas (vide anotação)	Anuário
Mg. Lucro Líquido	Resultado Líquido / Contraprestações Efetivas (vide anotação)	Anuário, Prisma
Mg. EBIT	Result. Líquido + Desp. Financ +IR+CSLL – Impost. Difer/ Contraprestações Efetivas	Anuário

Mg. EBITDA	Result. Líquido + Desp. Financ +IR+CSLL – Impost. Difer+ Deprec.e Amort/ Contraprestações Efetivas	Anuário
Imobilização	Ativo Não Circulante /Ativo Total	Anuário
Índice de Endividamento	Passivo Circulante + Exigível a longo prazo / Ativo Total	Anuário, Prisma
Composição do Endividamento	Passivo Circulante /Exigível Total	Anuário
Sinistralidade, sem Provisão Técnica	Desp.Assis – Variação PEONA / CE+CCT - CCA - Variação Provisões Técnicas	Anuário, Prisma
Desp. Comercialização	Desp. Comercialização / Contraprestações + CCT - CCA	Anuário
Desp. Adm	Desp. Adm / Contraprestações + CCT - CCA	Anuário
Índice Combinado Ampliado	Event. Inden Líq +Desp. Adm + Desp. Com + CCT - EventosCA +Desp. Fin / Cotrapr. Efetivas + CCT - CCA + Receita Financeira	Anuário, Prisma
Índice Combinado da Saúde	Desp.Adm + Desp.Com + Eventos Ind. + Outas Desp. Opera + CCT /Contrapres + Outras Rec. Operacionais + CCT	Anuário, Prisma
PMCR (Prazo Médio de Recebimento)	Crédito ops. de Saúde / Contraprestações Efetivas x 360	Anuário
PMPE (Prazo Médio de Pagamento)	Eventos a liquidar/Eventos Indenizáveis Líquidos x 360	Anuário
Liquidez Geral	Ativo Circulante + Realizável a longo prazo / PC + Exigível a Longo Prazo	Anuário
Liquidez Corrente	Ativo Circulante / Passivo Circulante	Anuário, Prisma
Tíquete Médio	Contraprestações Efetivas / Média de Beneficiários x 12	Anuário
Despesas Assistenciais	Eventos Indenizáveis Líquidos + Módulo de Contraprestação de Corresponsabilidade Transferida -	Prisma

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados de Prisma Econômico-Financeiro da Saúde Suplementar (ANS, 2018) e no Painel Contábil da Saúde Suplementar (ANS, 2022e).

Conforme será abordado em sessões posteriores, ainda que ambas as fontes possuam indicadores, há diferenças metodológicas consideráveis. No entanto, se faz necessário destacar os estudos de Reis et al. (2021) correlacionando o desempenho econômico-financeiro e decisões de instauração de regimes especiais nas operadoras de planos de saúde, C. H. Rocha, G. L. Silva & P. A. P. Britto (2022) avaliando a condição econômico-financeira das operadoras brasileiras de planos de saúde e Soares et al. (2009) também avaliando indicadores econômico-financeiro de operadoras de planos de saúde no país aplicando análise fatorial. Os três estudos possuem como ponto comum a evidência, em maior ou menor grau, da relevância dos indicadores tradicionais monitorados pela ANS no desempenho das operadoras e, desta maneira, sendo pertinentes para avaliação no desenvolvimento de um modelo preditivo.

### **2.3 Panoramas sobre as metodologias de previsão de insolvência**

Em um trabalho evidenciando um panorama das metodologias estatísticas clássicas sobre negócios deficientes e seus problemas, Balcaen & Ooghe (2006) apontam que muitos acadêmicos, com o objetivo de prever o risco de falência dos negócios e classificar com precisão as empresas de acordo com sua saúde financeira, tem utilizado variadas técnicas com suposições distintas e complexidades computacionais. Os métodos mais populares são os métodos clássicos de estatística transversal, os quais resultaram em inúmeros modelos de previsão de falhas corporativas (Balcaen & Ooghe, 2006).

O pioneirismo no desenvolvimento de um modelo de previsão de falha corporativa se deu no trabalho desenvolvido por Beaver (1966), implementando o uso de análise univariada na elaboração de seu modelo, utilizando uma série de indicadores financeiros selecionados por um teste de classificação dicotômica (Balcaen & Ooghe, 2006). Destaca-se também o trabalho de Altman (1968) que, a partir da utilização da técnica estatística de análise discriminante múltipla, elaborou o modelo “Z-Score” composto de cinco variáveis, a partir de uma análise de 22 potenciais variáveis classificadas nas categorias de liquidez, lucratividade, alavancagem, solvência e indicadores de atividade, e que em conjunto apresentavam a melhor capacidade preditiva. O modelo “Z-Score” de Altman (1968) foi base para o desenvolvimento de inúmeros

estudos mas que, apesar de ainda servirem de referência para trabalhos comparativos, tem sido substituídos por modelos baseado em técnicas estatísticas de análise *logit* e análise *probit* (Balcaen & Ooghe, 2006). O estudo de Ohlson (1980) utilizando análise *logit* e de Zmijewski (1984) na aplicação de análise *probit* se destacam como os primeiros modelos desenvolvidos a partir dessas técnicas estatísticas (Balcaen & Ooghe, 2006).

Muitos autores apontam em seus trabalhos as diferenças de superioridade na acurácia da previsão de insolvência entre modelos derivados de diferentes técnicas estatísticas, realizando pesquisas empíricas comparativas de forma a evidenciar as limitações de modelos anteriores e propondo melhorias para elaboração de modelos com maior poder preditivo (Altman & Sabato, 2005b; Brockett et al., 2006; Goss & Ramchandani, 1995; Wang, 2019).

Apesar da popularidade do assunto e variadas técnicas, Guimaraes & Alves (2009) apontam que os estudos sobre modelos de insolvência específicos para operadoras de planos de saúde são escassos, mas que encontra respaldo nos estudos aplicados nas *health maintenance organizations* dos Estados Unidos. Ainda que o modelo dessas organizações possua diferenças estruturais em relação às operadoras de planos de saúde do Brasil, evidenciam tradição nos estudos desta natureza e fornecem auxílio na identificação de variáveis que possam confirmar capacidade preditiva no modelo brasileiro (Guimaraes & Alves, 2009).

Neste sentido, aponta-se o estudo de Brockett et al. (2006) examinando o efeito do modelo estatístico ou matemático selecionado e o conjunto de variáveis consideradas nos modelos de previsão de insolvência para identificação de seguradoras de vidas com problemas financeiros nos Estados Unidos. No trabalho os autores analisaram dois métodos matemáticos de rede neural artificial, chamados de *back-propagation* e *learning vector quantization*, e dois outros métodos estatísticos clássicos, sendo análise discriminante múltipla e regressão logística (Brockett et al., 2006). Portanto, apresentando aplicações no setor a partir da utilização de técnicas não paramétricas, como o modelo de redes neurais, frente aos modelos paramétricos, como análise discriminante múltipla e regressão logística. Conforme Guimaraes & Alves (2009), os resultados do trabalho apresentado por Brockett et al. (2006) mostram o maior potencial de previsão e confiabilidade frente a modelos gerais, à medida que variáveis independente tratando especificamente do setor são incorporadas para o desenvolvimento de um novo modelo.

Apesar do destaque das metodologias descritas acima, frente a popularidade na utilização dos estudos, destaca-se que outras metodologias começam a ganhar relevância. Nair (2019), realizando um trabalho de revisão crítica das metodologias e modelos estatísticos em predição de estresse financeiro e insolvência, aponta sobre novas técnicas emergentes como:

*Recursive Partitioning Algorithm (RPA), Survival Analysis e Support Vector Data Analysis.* No entanto, o foco do estudo se dá nas metodologias tradicionais destacadas (as quais possuem maior respaldo na aplicação da realidade das operadoras brasileiras).

### 2.3.1 Modelos derivados de análise univariada

Nair (2019) sintetiza a análise univariada como uma técnica onde uma variável é utilizada como explicativa para um evento, ocorrendo o exame de cada evento em um conjunto de dados e assim descrevendo o padrão de resposta à variável. Cada variável no conjunto de dados é usada para classificar a amostra, onde o ponto de corte para tal classificação baseia-se no percentual de má classificação (Nair, 2019).

Tomemos como exemplo o estudo de Beaver (1966), o qual sintetizou seu estudo em cinco principais passos: (1) seleção das amostras, (2) teste de comparação de médias, (3) teste de classificação dicotômica, (4) análise das variáveis com maior probabilidade de diferenciação e (5) conclusões. Foi utilizada uma amostra de 79 empresas classificadas como falhas (de 38 diferentes indústrias) e as quais foram pareadas com empresas classificadas como não falhas, tomando como diretriz para o pareamento os critérios de operarem no mesmo grupo de indústria e com tamanho de ativo semelhante. Foram analisados 30 indicadores, separados em 6 grupos e com potencial preditivo de falhas financeiras.

**Quadro 3 - Indicadores analisados**

<b>INDICADORES ANALISADOS POR BEAVER (1966)</b>	
<b>GRUPO I – VARIÁVEIS DE FLUXO DE CAIXA</b>	<b>GRUPO V – CAPACIDADE DE PAGAMENTO DE CURTO PRAZO</b>
Fluxo de caixa sobre vendas	Caixa sobre passivo circulante
Fluxo de caixa sobre ativo total	Disponível sobre passivo circulante
Fluxo de caixa sobre patrimônio líquido	Ativo circulante sobre passivo circulante
Fluxo de caixa sobre passivo oneroso	
<b>GRUPO II – VARIÁVEIS DE LUCRATIVIDADE</b>	<b>GRUPO V – VARIÁVEIS DE GIRO</b>
Lucro líquido sobre vendas	Caixa sobre vendas
Lucro líquido sobre vendas	Recebíveis sobre vendas

Lucro líquido sobre ativo total	Estoque sobre vendas
Lucro líquido sobre patrimônio líquido	Disponível sobre vendas
Lucro líquido sobre passivo oneroso	Ativo Circulante sobre vendas
<b>GRUPO III – ENDIVIDAMENTO</b>	Capital de giro sobre vendas
Passivo circulante sobre ativo total	Patrimônio líquido sobre vendas
Passivo não circulante sobre ativo total	Ativo Total sobre vendas
(Passivo circulante e não circulante) sobre ativo total	Caixa sobre despesas operacionais diárias
(Passivo circulante e não circulante somados à ações preferenciais) sobre ativo total	Ativo circulante sobre despesas operacionais diárias
<b>GRUPO IV – LIQUIDEZ</b>	(Disponível – estoques) sobre despesas operacionais diárias
Caixa sobre ativo total	
Disponível sobre ativo total	
Ativo circulante sobre ativo total	
Capital de giro sobre ativo total	

Fonte: Beaver (1966).

Como principais conclusões, Beaver (1966) aponta que há uma grande diferença entre empresas falhas e não falhas, apresentando grande diferenças nas médias das variáveis entre ambos os grupos, e destaca o elevado êxito (identificado por meio do *gap* entre as médias dos grupos) da variável Fluxo de caixa sobre passivo oneroso total na classificação das empresas falhas e não falhas.

Nair (2019) aponta que, pelo método utilizado, assume-se que uma única variável pode prever firmas em situações de insolvência. Neste sentido, uma crítica ao modelo pode ser interpretada a partir do trabalho do próprio trabalho de Beaver (1966), o qual sugere que análises considerando multivariáveis poderiam apresentar uma capacidade preditiva superior aos modelos considerando uma única variável.

No entanto, é imprescindível o destaque da contribuição do trabalho de Beaver (1966) apontando a importância discriminante de indicadores de desempenho financeiro entre os grupos e sua utilização nos modelos preditivos.

### 2.3.2 Modelos derivados de análise discriminante multivariada

Altman (1968), na elaboração do seu modelo de previsão de insolvência *Z-score* apresenta com clareza a técnica de análise discriminante multivariada. Segundo o autor, se trata de uma técnica estatística usada para classificar uma observação em diversos agrupamentos de acordo com as características individuais desses grupos. É usado para classificar ou fazer previsões em problemas quando a variável dependente aparece na forma qualitativa e, como exemplo deste estudo onde a variável dependente é dicotômica, temos a situação de uma empresa: solvente ou insolvente (performando a composição de dois grupos distintos). Portanto, estabelecidas as classificações dos grupos são coletados dados de cada um desses e, então, a técnica de análise multivariada busca derivar uma combinação linear das características que melhor discriminam cada um desses grupos. O autor destaca que se um determinado objeto, como um setor, tiver características, no caso relações financeiras que podem ser quantificadas para todas as empresas na análise, a técnica de análise discriminante multivariada determina um conjunto de coeficientes discriminantes. Quando esses coeficientes são aplicados à razão real, existe uma base de classificação em um dos agrupamentos mutuamente exclusivos (Altman, 1968).

Nair (2019) destaca que neste modelo, uma série de variáveis são combinadas em um único índice ponderado. Essa combinação de variáveis que maximiza a variância de diversos agrupamentos em relação à variância do grupo analisado é determinada. Nair (2019) também aponta que a razão dessas variâncias é mostrada como uma relação e evidenciada na seguinte equação linear:

#### Equação 1 – Análise Discriminante Multivariada conforme Nair (2019)

$$Z = \beta_1 X_1 + \beta_n X_n$$

Onde:

Z: score discriminante;

$\beta_1$ - $\beta_n$ :coeficiente

$X_1$ - $X_n$ : variáveis independentes

Um score é definido como ponto de corte, o qual é calculado de acordo com as probabilidades de pertencimento a determinado grupo e o chamado custo de má classificação ou *cost of misclassification*, o qual busca especificar a importância relativa de diferentes tipos de erros de previsão, partindo do pressuposto que determinados erros do modelo possuem custos maiores do que outros para uma determinada análise (Nair, 2019). Com base no ponto

de corte e no Z, uma empresa é classificada em falha e não falha. Uma empresa é classificada como falha se sua pontuação Z for menor do que o ponto de corte e, não falha, se for igual ou superior ao ponto de corte.

No seu estudo, Altman (1968) utilizou uma amostra inicial de 66 empresas, alocando 33 empresas para cada um dos dois grupos: aquelas falhas e não falhas. O estudo contemplou empresas manufatureiras americanas, de tamanhos semelhantes (excluindo outliers) e com dados referentes ao período de 1946 até 1965. Inicialmente, foram analisados 22 potenciais indicadores e classificados em 5 categorias diferentes: liquidez, rentabilidade, alavancagem, solvência e atividade. Sua função discriminante apresentou 5 variáveis explanatórias:

### **Equação 2 - Análise Discriminante Multivariada conforme Altman (1968)**

$$Z = 0,12X_1 + 0,014X_2 + 0,033X_3 + 0,006X_4 + 0,999X_5$$

Onde:

$X_1$ : Disponível/ Ativo Total (relacionado à liquidez);

$X_2$ : Lucro Acumulado / Ativo Total (relacionado à lucratividade);

$X_3$ : Lucro Antes de Juros e Imposto / Ativo Total (relacionado à operação);

$X_4$ : Valor de Mercado do Capital dos Acionistas / Passivo Total (relacionado à alavancagem);

$X_5$ : Vendas / Ativo Total (relacionado à capacidade de produção de vendas pelos ativos);

Com base na observação das empresas com má classificações na previsão do modelo, observa-se intervalos do score das empresas classificadas no erro Tipo II (empresas pertencentes ao grupo de não falhas, mas que o modelo classificou como falhas) com *Z-score* mínimo de 1.81 e aquele com o menor número de erros classificadas no agrupamento com *range* médio do *Z-score* de 2.675 e, portanto, classificadas como melhor valor crítico entre os dois grupos (Altman, 1968). Também com base nas análises de má classificações do modelo, o autor destaca uma área entre os valores de 1.81 e 2.99 como uma zona de ignorância, visto que todas as firmas abaixo de 1.81 são falhas e acima de 2.99 (posteriormente ajustada para 2,67) são classificadas como não falhas (Altman, 1968). O modelo apresentou uma acurácia de 94% em prever corretamente empresas falhas.

No Brasil, estudos pioneiros envolvendo análise discriminante múltipla se deram, por exemplo, com a publicação sobre a previsão de falências de empresas por Kanitz na revista Exame (1974). À época da publicação, foram elencados 5 (cinco) principais indicadores que deveriam merecer destaque nas análises sobre previsão de falência de empresas (Kanitz, 1974):

- a) Capital de giro próprio: onde o autor destaca que empresas insolventes tendem a utilizar capital de terceiros, sendo um indicador da ausência de capital próprio e um potencial indicador de enfrentamento de insolvência;
- b) Grau do endividamento: o autor destaca este como um indicador de ciclo vicioso, onde uma empresa com ausência de recursos próprios sempre recorrerá a dívidas sucessivas para suprir sua necessidade de capital;
- c) Rentabilidade do patrimônio líquido: o autor cita que, empresas com dificuldades financeiras, este indicador é baixo (no entanto, destaca que empresas bem administradas são capazes de suportar prejuízos até determinado tempo);
- d) Ativo imobilizado sobre patrimônio líquido: onde o destaque se dá para a excessiva imobilização de recursos correntes, sendo um caminho para insolvência;
- e) Ativo circulante sobre ativo total: um indicador que, quando apresentar elevados valores, evidencia o excessivo financiamento de seus clientes e acabando por participar ainda mais dos problemas dos clientes (outro indicador do potencial caminho para insolvência).

Semelhante aos estudos de Altman (1968), Kanitz (1974) evidencia seu índice ponderado no chamado Fator de Insolvência e decorrente do modelo que, conforme mostrado na Equação 3, é base para o popular Termômetro de Insolvência de Kanitz.

### **Equação 3 - Fator de Insolvência de Kanitz (1974)**

$$\text{Fator de Insolvência} = 0,05X_1 + 1,65X_2 + 3,55X_3 - 1,06X_4 - 0,33X_5$$

Onde:

$X_1$ : Lucro líquido / Patrimônio;

$X_2$ : (Ativo Circulante + realizável a longo prazo) / Passivo Total;

$X_3$ : (Ativo Circulante – estoque) / Passivo Circulante;

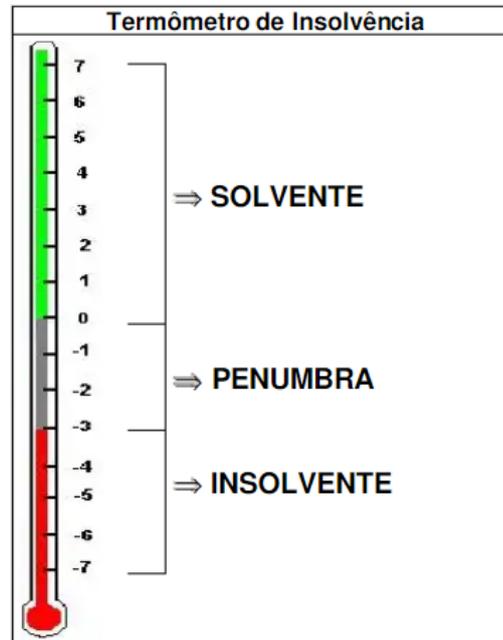
$X_4$ : Ativo Circulante / Patrimônio Líquido;

$X_5$ : Passivo Total / Patrimônio Líquido.

A partir da definição do chamado Fator de Insolvência, Kanitz (1974) coloca como parâmetro do contexto de insolvência, um termômetro e o qual apresenta variações do fator compreendidas acima e abaixo de zero. Para valores do fator de insolvência abaixo de -3, a empresa se encontra em um contexto de caminho para insolvência, ao passo que, acima de zero, baixas são suas possibilidades de falência e, entre 0 e -3, é a chamada Zona de Penumbra, a

qual não é suficiente para determinação do contexto de solvência da empresa (Kanitz, 1974; J. R. Kassai & S. Kassai, 1998).

**Figura 2** - Termômetro de Insolvência de Kanitz



Fonte: Kanitz (1974)

Apesar da existência de outros modelos pioneiros relacionados a previsão de insolvência no país utilizando técnicas de modelos discriminantes analisados nesta seção, busca-se neste estudo o aprofundamento de aplicações específicas no setor de saúde suplementar e que acabam por abordar esses estudos. Neste sentido, evidencia-se o trabalho realizado por Barros & Beiruth (2016) comparando a aplicabilidade de determinados modelos de previsão de insolvência nas operadoras de planos de saúde no país.

Já no que tange à aplicação de modelos preditores na saúde suplementar, frente aos impactos causados pela falência de uma operadora de plano de saúde do país, Barros & Beiruth (2016) procuram responder se há um modelo preditivo de insolvência com maior assertividade para o setor. Com este intuito, os autores utilizam como amostra os indicadores das operadoras referentes ao período de 2009 a 2012, comparando a acurácia dos modelos de Elizabetsky (1976), Matias (1978), Kanitz (1978), Altman, Baidya & Dias (1979) e Sanvicente & Minardi (1998), os quais utilizam modelos derivados de técnicas de análise discriminante multivariada, e Guimaraes & Alves (2009) que, diferente dos demais modelos comparados, utiliza a aplicação

de regressão logística e que será abordado com maior profundidade na seção 2.3.3.

Modelos derivados do uso de regressão logística.

Barros & Beiruth (2016) destacam os modelos utilizados na comparação conforme evidenciado no Quadro 4:

**Quadro 4 - Modelos comparados**

<b>Modelo de Elizabetsky (1976)</b>	<b>Modelo de Matias (1978)</b>
$Z = 1,93X_1 - 0,21X_2 + 1,02X_3 + 1,33X_4 - 1,13X_5$	$Z = 23,792X_1 - 8,26X_2 - 9,868X_3 - 0,764X_4 - 0,535X_5 + 9,912X_6$
X <sub>1</sub> : lucro líquido/vendas	X <sub>1</sub> = Patrimônio líquido/Ativo total
X <sub>2</sub> : disponível/ativo permanente	X <sub>2</sub> = Financiamento e empréstimos bancários / Ativo circulante
X <sub>3</sub> : contas a receber/ativo total	X <sub>3</sub> = Fornecedores / Ativo Total
X <sub>4</sub> : estoque/ativo total	X <sub>4</sub> = Ativo Circulante /Passivo circulante
X <sub>5</sub> : passivo circulante/ativo total	X <sub>5</sub> = Lucro operacional/lucro bruto
<b>Modelo de Kanitz (1978)</b>	X <sub>6</sub> = Disponível / Ativo total
$FI = 0,05X_1 + 1,65X_2 + 3,55X_3 - 1,06X_4 - 0,33X_5$	<b>Modelo de Altman, Baidya e Dias (1979)</b>
X <sub>1</sub> = Lucro Líquido / Patrimônio Líquido	$Z1 = -1,44X_1 + 4,03X_2 + 2,25X_3 + 0,14X_4 + 0,42X_5$
X <sub>2</sub> = (Ativo Circulante + Realizável a Longo Prazo) / Exigível total	X <sub>1</sub> = índice Capital de Giro Líquido / Ativo Total
X <sub>3</sub> = (Ativo Circulante - Estoques) / Passivo Circulante	X <sub>2</sub> = Reservas e Lucros Suspensos / Ativo Total
X <sub>4</sub> = Ativo Circulante / Passivo Circulante	X <sub>3</sub> = Lucro antes de Juros e Impostos /Ativo Total
X <sub>5</sub> = Exigível total / Patrimônio Líquido	X <sub>4</sub> = Patrimônio Líquido / Ativo Total
<b>Modelo de Sanvicente e Minardi (1998)</b>	X <sub>5</sub> = Vendas / Ativo Total
$Z = - 0,042 + 2,909X_1 - 0,875X_2 + 3,636 X_3 + 0,172 X_4 + 0,029 X_5$	<b>Modelo de Guimarães e Alves (2009)</b>

$X_1 = (\text{ativo circulante} - \text{passivo total}) / \text{ativo total}$	$\text{Log} (PI/1-PI) = -4,834 + 1,206 \times \text{Log} (PC/PL) - 5,716 \times (LL/AT) + 0,242 \times (RT/AT)$
$X_2 = (\text{patrimônio líquido} - \text{capital social}) / \text{ativo total}$	AT = Ativo Total
$X_3 = (\text{lucro operacional} - \text{despesas financeiras} + \text{receitas financeiras}) / \text{ativo total}$	LL = Lucro Líquido
$X_4 = \text{patrimônio líquido} / \text{exigível total}$	PI = Probabilidade de Insolvência
$X_5 = \text{lucro operacional antes de juros e imposto de renda} / \text{despesas financeiras}$	PC = Passivo Circulante (excluindo-se as provisões)
	PL = Patrimônio Líquido
	RT = Receita Total (Líquida)

**Fonte:** Barros & Beiruth (2016).

Para comparação da acurácia dos modelos, os autores destacam a necessidade da comparação do valor crítico de cada operadora em cada modelo com um indicador que representasse uma proxy de insolvência das mesmas e, portanto, considerando o valor do patrimônio líquido negativo como referência de insolvência (Barros & Beiruth, 2016). Os modelos foram aplicados nos dados das operadoras no ano de 2009 e comparados com o patrimônio líquido (PL) de 2010 e o PL de 2011 comparados com o PL de 2012. Neste sentido, foram apurados os resultados das classificações tomando como ponto de corte as operadoras com PL negativo como insolventes e, aquelas com PL positivo, como solventes (Barros & Beiruth, 2016).

Os autores destacam que era esperado que os modelos com maior acurácia na diferenciação seriam, respectivamente, os de: Guimaraes & Alves (2009), Altman et al. (1979) e Matias (1978). Porém, considerando como critério de acurácia aqueles modelos que apresentaram maiores percentuais de classificações corretas no grupos Insolventes e Solventes, foram identificados, em ordem decrescente de eficácia, os modelos de: Matias (1978), Altman et al. (1979), Sanvicente & Minardi (1998), Guimaraes & Alves (2009), Kanitz (1978) e Elizabetsky (1976).

Apesar do estudo de Barros & Beiruth (2016) destacar que o modelo de Matias (1978) deteve o maior grau de acurácia, o modelo possui uma variável utilizando o Patrimônio Líquido como indicador e onde o peso (coeficiente) se mostra muito relevante em relação às demais

variáveis. Sendo o PL negativo como proxy adotada para insolvência, o modelo pode implicar em vieses no que tange à medição da acurácia na comparação entre modelos com variáveis e coeficientes distintos.

Também destaca-se no estudo de Barros & Beiruth (2016) a expectativa de que o modelo de Guimaraes & Alves (2009) obtivesse uma acurácia maior, uma vez que foi desenvolvido para o setor. No entanto, a aplicação realizada por Guimaraes & Alves (2009) utilizou em grande parte variáveis com referência em estudos aplicados em setores diferentes do setor de saúde (pautando em estudos analisando, como exemplo, indústrias e, portanto, não sendo específico do setor de saúde suplementar). Evidencia-se, também, potenciais vieses provocados por diferenças em contabilizações, regulações e demais outros pontos que possam comprometer a comparabilidade entre os períodos das amostras analisadas (destaca-se mudanças constantes por parte da agência reguladora, buscando captar mudanças no setor e, desta maneira, mitigar os riscos de assimetria de informação).

Além dos fatores mencionados, também são evidenciadas potenciais limitações dos modelos elaborados a partir de técnicas de análise discriminante multivariada. Nair (2019) aponta que apesar da técnica utilizar a combinação de uma gama de variáveis, indexando a um único fator (diminuindo a limitação frente a utilização de técnicas derivadas de análise univariada e demonstrando grande valor preditivo), são criticados por assumirem que as variáveis independentes possuam distribuição normal e as matrizes de dispersão dos grupos analisados também assumirem igualdade entre as companhias falhas e não falhas. Os autores apontam que a suposição de normalidade muitas vezes é negada e resultando em vieses significativos nas análises (Nair, 2019).

### **2.3.3 Modelos derivados do uso de regressão logística**

São apontadas 5 (cinco) principais razões para a utilização de análise *Logit* e *Probit* serem mais adequados na elaboração de modelos de predição de insolvência frente as limitações evidenciadas nos modelos derivados de análise discriminante múltipla, conforme destacado por Nair (2019):

- a) Não há suposições sobre a distribuição dos dados relacionados as variáveis independentes;

- b) A utilização da probabilidade máxima, ou máxima verossimilhança, auxilia na identificação da melhor variável independente com poder preditivo do valor da variável dependente;
- c) A técnica de regressão logística se mostra apropriada quando a variável dependente pode ser expressa em termos qualitativos (como a forma binária entre solventes e não solventes nos estudos de predição de falhas empresariais);
- d) A probabilidade de problemas financeiros pode facilmente se tornar predições pela utilização do método;
- e) Os resultados de análises de regressão logística podem ser interpretados com maior intuitividade.

A utilização da análise *logit* consiste em um modelo de regressão que utiliza o método de probabilidade máxima (ou máxima verossimilhança) de log não linear para expressar a possibilidade de falha corporativa com base em uma distribuição logística (Wang, 2019). Balcaen & Ooghe (2006) apontam que, em um contexto de classificação, a essência do modelo de análise de regressão logística é que atribui as empresas da amostra a determinado grupo como, por exemplo, solvente ou insolvente com base em sua pontuação de *logit* e uma determinada pontuação de corte (ponto estabelecido como limite para classificação em um grupo ou o outro) para o modelo. No caso em que uma pontuação de *logit* alto indica uma alta probabilidade de insolvência, uma empresa é classificada no grupo de insolventes se sua pontuação de *logit* exceder o ponto de corte e, para o grupo de solventes, se sua pontuação for menor ou igual ao ponto de corte (Balcaen & Ooghe, 2006).

Neste sentido, Nair (2019) aponta que, a partir de testes de estimativa da máxima verossimilhança da relação entre a probabilidade de ocorrência de um determinado evento e suas variáveis independentes, os valores dos coeficiente destas são calculados (auxiliando na seleção das variáveis com maior impacto no modelo). Nair (2019) ainda explicita que o método utiliza a probabilidade de distribuição cumulada, visto que o resultado está contido entre 0 e 1, e que a função geral se dá na seguinte equação:

#### **Equação 4 – Função *logit* geral destacada por Nair (2019)**

$$Pr(y = 1) = \frac{e^{(b_0 + 1bx_1 + \dots + b_nx_n)}}{1 + e^{(b_0 + 1bx_1 + \dots + b_nx_n)}}$$

Onde:

$Pr$ : é a probabilidade de que  $y = 1$ ;  
 $\beta_1$ - $\beta_n$ : coeficiente  
 $X_1$ - $X_n$ : variáveis independentes

Como exemplo, temos o estudo pioneiro de Ohlson (1980) utilizando a metodologia em modelos de previsão de falhas empresariais, o qual desenvolveu um modelo *logit* composto de 9 variáveis independentes e um intercepto. A amostra utilizada teve como referência 105 empresas classificadas como falhas e 2.058 empresas como não falhas, sendo dados de indústrias americanas de 1970 até 1976.

### **Equação 5 - Modelo de Ohlson (1980)**

$$Pr = -0,4X_1 + 6,0X_2 - 1,4X_3 + 0,1X_4 - 2,4X_5 - 1,8X_6 + 0,3X_7 - 1,7X_8 - 5,2X_9 - 1,3$$

Onde:

$X_1$ :  $\log$  (Ativo Total / Indexador de preço do PIB);  
 $X_2$ : Passivo Total / Ativo Total;  
 $X_3$ : Capital de Giro / Ativo Total;  
 $X_4$ : Passivo Circulante / Ativo Circulante;  
 $X_5$ : Se Passivo Total for maior que Ativo Total = 1 e 0 a situação contrária;  
 $X_6$ : Lucro Líquido / Ativo Total;  
 $X_7$ : Fluxo de Caixa / Passivo Total;  
 $X_8$ : Se Lucro Líquido for negativo = 1 e 0 a situação contrária;  
 $X_9$ : Variável utilizada para mensurar variações no Lucro Líquido.

O modelo de Ohlson (1980) apresentou uma acurácia de predições corretas 96,5% no cenário de falha até 1 ano antes de ocorrência deste evento (onde os estudos semelhantes, comumente codificam a variável por t-1). Utilizando Beaver (1966) como referência para agrupamento das variáveis, temos no modelo indicadores referentes à lucratividade, fluxo de caixa, endividamento e liquidez.

Temos como pontos em comuns em diversos trabalhos, o apontamento sobre a melhora da acurácia em estudos setorizados. Neste sentido, frente aos destaques sobre as vantagens de modelos derivados de regressão logística, buscou-se um enfoque de estudos realizados no próprio setor de saúde suplementar do Brasil, como também trabalhos de referência em setores semelhantes (tais como o segurador) objetivando a identificação de especificidades metodológicas, bem como variáveis independentes relevantes para modelos preditivos no setor.

Portanto, destacam-se trabalhos utilizando a técnica de regressão logística no setor de saúde suplementar, os trabalhos de S. L. Alves (2006), Guimaraes & Alves (2009), Mendes, Cardoso, Mário, Martinez & Ferreira (2014) e Bragança, Pinheiro, Bressan & Soares (2019).

Buscando avaliar a relação de variáveis econômico-financeiras e demais características específicas das operadoras de planos de saúde no país com o risco de insolvência, S. L. Alves (2006) analisa os demonstrativos anualizados das operadoras durante o período de 2001 até 2004, utilizando o modelo de Regressão Logística, Análise Discriminante Multivariada e Redes Neurais. Seguindo as metodologias tradicionais (S. L. Alves, 2006), o autor trabalhou com dois grupos de amostras, operadoras solventes e insolventes, e analisando seus indicadores nos chamados períodos t-1, correspondendo as análises das variáveis um ano antes ao ano de classificação como insolvente, e t-2, que corresponde as análises dos indicadores dois anos antes à atribuição da classificação de insolvente. Diante da ausência de *rating* no setor, o qual S. L. Alves (2006) cita ser um dos métodos de classificação de insolvência ou não, e da ausência de dados de operadoras com algum regime de intervenção da agência reguladora, o autor define o conceito de insolvência como as operadoras com patrimônio líquido (PL) negativo. Portanto, na composição da amostra de operadoras insolventes, foram consideradas as operadoras que apresentaram o PL positivo no período t-1, porém, negativo no período t (segundo a mesma diretriz para as análises de 2 anos). Já no grupo de solventes, o estudo destaca que a seleção teve como base a experiência do autor na identificação das operadoras sólidas e sendo incluídas as Seguradoras, as quais são denominadas com alto comprometimento com regulações prudenciais, e demais operadoras com PL positivo e sem incidências de intervenções pela ANS. O autor aponta que os indicadores e demais variáveis chamadas de co-variáveis explicativas foram derivadas de estudos prévios, aqueles utilizados pela ANS e outros escolhidos pela experiência de análise do mercado, conforme Quadro 5.

**Quadro 5** - Resumo dos indicadores utilizados no trabalho de S. L. Alves (2006)

<b>Siglas</b>	<b>Indicadores Econômico-Financeiros ANS</b>	<b>Sinal Esperado</b>
END	Índice de Endividamento = $(PC + PELP)/PL$	+
IMO	Índice de Imobilização = $AP/PL$	+
ILC	Índice de Liquidez Corrente = $AC/PC$	-
ILA	Índice de Liquidez Geral Ajustada = $(AC+APRL+API)/(PC+PELP)$	?
ROE	Índice de Rentabilidade do PL = $RL/PL$	-
SIN	Índice de Sinistralidade = $SR/PG$ ou $EVE/CE$	+
COM	Índice Combinado = $(SR + DA + DC)/PG$	+

COA	$\hat{\text{Índice Combinado Ampliado}} = (\text{SR} + \text{DA} + \text{DC})/(\text{PG} + \text{RF})$	+
<b>Outros Indicadores de Solvência</b>		
LOG PL	Logaritmo de PL	-
LOG AT	Logaritmo de Ativo Total	-
RES	Reservas sobre PL	-
ALA	Alavancagem de Prêmio sobre PL	+
VPL	Módulo de Variação do PL	+
PLP	PL sobre Passivo Total	-
RO	Resultado Operacional	-
ROPL	Resultado Operacional sobre PL	-
MO	Resultado Operacional sobre Prêmio Ganho	-
IDA	$\hat{\text{Índice de Despesas Administrativas}}$	+
RFP	Resultado Financeiro sobre Prêmio Ganho	?
VPG	Módulo de Variação do Prêmio Ganho	+
VR	Módulo de Variação nas Reservas	?
PAC	Passivo Total sobre AC	+
IDC	$\hat{\text{Índice de Despesas de Comercialização}}$	+
ST	$\text{Solvência Total} = \text{AT}/(\text{PC} + \text{PELP})$	
<b>Institucionais</b>		
ORG	Forma Organizacional = 0 = sem fins lucrativos; 1= com fins lucrativos	-
RP	Rede Própria= 0 sem rede própria; = 1 com rede própria	?
GF	Presença de Garantias Financeiras; com reserva=1; sem reserva=0	-
TAM	Proxy do tamanho e medido pelo número de beneficiários	?
<b>Variável Endógena</b>		
Solv	Operadora Solventes =0; Operadora Insolvente = 2.	

Fonte: S. L. Alves (2006)

São identificados os impactos esperados das variáveis no modelo a partir dos sinais, onde um sinal positivo indica que o aumento da variável implica no crescimento da probabilidade de insolvência, sinal negativo mostra a diminuição da probabilidade de

insolvência associado ao aumento do indicador e o sinal de interrogação indica um impacto esperado não claro da variável (S. L. Alves, 2006).

Para seleção das variáveis do modelo, o autor realizou 3 passos para o filtro das variáveis econômico-financeiras, sendo: a) um teste de igualdade de médias, b) uma matriz de correlação parcial e c) análise de componentes principais. Para as amostras em t-1 o número de variáveis econômico-financeiras diminuiu de 20 para 6, em t-2 de 42 variáveis para 4 nas e resultando nos modelos evidenciados pelas Equações 6 e 7:

**Equação 6 – Modelo de S. L. Alves (2006) evidenciando as variáveis explicativas adotadas em t-1**

$$Y = \beta_0 + \beta_1 ILC + \beta_2 LNPL + \beta_3 PLP + \beta_4 IDA + \beta_5 SIN + \beta_6 RFP + \beta_7 TAM \\ + \beta_8 GF + \beta_9 RP + \beta_{10} RECL + \beta_{11} ORG$$

Onde:

- Y = 0 para solventes e Y = 1 para insolventes;
- ILC = índice de liquidez corrente;
- LNPL= logaritmo do PL;
- PLP = PL sobre o passivo total;
- IDA = índice de despesas administrativas;
- SIN = índice de sinistralidade;
- RFP = resultado financeiro sobre o prêmio ganho;

**Equação 7 – Modelo de S. L. Alves (2006) evidenciando as variáveis explicativas adotadas em t-2**

$$Y = \beta_0 + \beta_1 ALA + \beta_2 SIN + \beta_3 LNPL + \beta_4 RFP + \beta_5 TAN + \beta_6 GF1 + \beta_7 GF2 \\ + \beta_8 RP + \beta_9 RECL + \beta_{10} ORG$$

Onde:

- Y = 0 para solventes e Y = 1 para insolventes;
- ALA = índice de alavancagem dois anos antes da insolvência;
- SIN = índice de sinistralidade dois anos antes da insolvência;
- LNPL= logaritmo do PL dois anos antes da insolvência;
- RFP = resultado financeiro sobre o prêmio ganho dois anos antes da insolvência.

Para cada um dos modelos acima foram utilizadas as metodologias de regressão logística, análise discriminante multivariada e redes neurais, onde os resultados mostram uma dominância do modelo de regressão logística sobre os demais (dominância evidenciada reduzida incidência de Erros do Tipo 1, ou seja, quando uma operadora insolvente é classificada

como solvente). O modelo derivado de redes neurais prevaleceu sobre aquele desenvolvido a partir de discriminante múltipla para a amostra t-1 e o contrário para amostra em t-2.

Destaca-se, também, que os resultados mostram a solvência diretamente ligada ao volume de capital e reservas técnicas, onde, para amostras em t-1, é aumentada em 8,16% a chance de insolvência na ausência de garantias financeiras e redução de 0,34% na chance de insolvência (S. L. Alves, 2006).

Como pontos de atenção ao modelo de S. L. Alves (2006), aponta-se sobre as metodologias de composição dos grupos de solventes e insolventes, onde são destacados potenciais vieses. Semelhante ao apontamento realizado na seção 2.3.2. Modelos derivados de análise discriminante multivariada sobre o critério de insolvência utilizado por Barros & Beiruth (2016), o estudo de S. L. Alves (2006) também adotou o PL negativo como fator de discriminação dos grupos (cabendo as mesmas ponderações realizadas na seção mencionada). Destaca-se, também, o critério arbitrário de seleção de operadoras solventes, onde a opção por não inclusão de operadoras com PL positivo e com histórico de algum tipo de intervenção no período também tem grande potencial de viés nas análises. Visto que nem todas as intervenções são decorrências de anomalias financeiras e, ainda que tenha esta motivação, é necessário considerar que há operadoras capazes de manter a solvência da sua atividade frente a dificuldades financeiras e recuperar sua estabilidade, evidencia-se que a utilização de tais critérios podem comprometer a aleatoriedade e promover uma distorção da análise real do evento de interesse.

Como potencial alternativa à falta de informações identificadas por S. L. Alves (2006), e/ou inconsistências nos indicadores (as quais justificaram a opção do uso do PL negativo como proxy para insolvência), temos como referência o estudo de Mendes et al. (2014) sobre predição de insolvência na presença de dados inconsistentes e com aplicação nos demonstrativos de operadoras de planos de saúde no Brasil entre os anos de 2001 até 2007. Nas análises dos demonstrativos, Mendes et al. (2014) apontam que diversos erros e informações faltantes foram identificados nas divulgações realizadas por essas OPS. No lugar de ações como filtrá-los ou retirar a operadora da amostra, esses dados foram classificados como inconsistentes e incorporados na análise como uma variável binária, onde 0 significa menos de 50% dos dados no período apresentando inconsistências nas informações contábeis e 1 significando que 50% ou mais dos dados apresentaram inconsistências. Os autores apontam que as inconsistências nas informações contábeis representam um fenômeno derivado de comportamento das companhias manipulando dados intencionalmente para enganar os reguladores ou por falta de recursos apropriados, sendo, portanto, a variável de referência entre os grupos de solventes e insolventes.

O estudo analisou os dados de 2.033 operadoras de planos de saúde brasileiras, evidenciando considerável aumento na acurácia das classificações e apresentando elevada redução de potenciais classificações erradas de falsos negativos (Mendes et al., 2014).

Temos como outra referência de estudo da aplicação de modelos de previsão de insolvência nas operadoras de planos de saúde no Brasil, o trabalho realizado por Guimaraes & Alves (2009) desenvolvendo um modelo de predição ao aplicar uma metodologia de regressão logística a partir de um conjunto de indicadores financeiros dessas entidades para os anos de 2004 até 2008 e compará-lo ao modelo Z-Score de Altman (1968). No desenvolvimento deste modelo, os autores utilizaram como amostra os dados de operadoras no ano de 2004 e o estado de solvência no ano de 2005 e, semelhante a S. L. Alves (2006), utilizaram como critério de classificação entre solvente ou não o patrimônio líquido dessas operadoras (onde menor ou igual a zero são classificadas como insolventes e ao contrário solventes). Os indicadores utilizados como variáveis independentes para serem testados foram definidos conforme o trabalho de Altman & Sabato (2005a), resultando em 17 indicadores classificados em cinco grupos: liquidez, rentabilidade, alavancagem, cobertura e atividade (Guimaraes & Alves, 2009).

**Quadro 6 - Variáveis analisadas por Guimaraes & Alves (2009)**

<b>Código</b>	<b>Variável</b>
V1	Passivo Circulante / Patrimônio Líquido
V2	Patrimônio Líquido / Exigível Total
V3	Exigível Total / Ativo Total
V4	Patrimônio Líquido / Ativo Total
V5	Disponível / Ativo Total
V6	Capital de Giro / Ativo Total
V7	Disponível / Receita Total
V8	Resultado Antes de Impostos e Participações / Ativo Total
V9	Resultado Líquido / Ativo Total
V10	Patrimônio Líquido / Ativo Total
V11	(Receitas Financeiras – Despesas Financeiras) / Receita Total
V12	(Receitas Financeiras – Despesas Financeiras) / Ativo Total
V13	Receita Total / Ativo Total
V14	Passivo Circulante / Receita Total

V15	(Ativo Circulante + Investimentos de Longo Prazo) / Exigível Total
V16	(Disponibilidades – Empréstimos) / Ativo Total Capital
V17	Capital de Giro / Receita Total

**Fonte:** Guimaraes & Alves (2009).

Após a aplicação do modelo logístico binário, o modelo identificou três variáveis que em conjunto melhor predizem a ocorrência de insolvência em operadoras de planos de saúde, conforme equação abaixo:

### Equação 8 - Modelo de Guimaraes & Alves (2009)

$$PI = -4.834 + 1,206 \operatorname{Log} \left( \frac{PC}{PL} \right) - 5.716 \left( \frac{LL}{AT} \right) + 2.42 \left( \frac{RT}{AT} \right)$$

Onde:

- PI = Probabilidade de Insolvência;
- AT = Ativo Total;
- LL = Lucro Líquido;
- PC= Passivo Circulante;
- PL = Patrimônio Líquido;
- RT = Receita Total Líquida.

Após validarem o modelo nos dados financeiros de 745 operadoras no ano de 2005 e comparar os resultados obtidos com a aplicação do modelo geral de Altman (1968) na mesma amostra de teste, obtiveram os resultados de 69,65% de acurácia do modelo desenvolvido frente 68,67% em relação ao modelo *Z-score* de Altman. Os autores concluem que o modelo geral *Z-score* se mostra eficaz, porém, destacam que a utilização de um modelo específico para operadoras de planos de saúde torna a previsão mais precisa e confiável (Guimaraes & Alves, 2009).

Apesar da elevada taxa de acurácia, os próprios autores destacam que o modelo tem limitações na sua robustez e confiabilidade, onde a partir do ano de desenvolvimento do modelo, em 2004, o *logit* desenvolvido para as operadoras apresentou uma razão de acurácia de 71,6% frente a 36,22% no *Z-Score* de Altman. Porém, no ano teste de 2005 a razão de acurácia do modelo *logit* foi de 69,65% frente a 68,77% do modelo *Z-Score* e como taxas de Erro Tipo 1 e Erro Tipo 2 exatamente iguais, sendo 23,58% e 25% respectivamente, para um ponto de corte de 25% do tamanho da amostra. Portanto, é evidenciado uma grande discrepância na acurácia entre os modelos nos anos analisados.

Um destaque importante pode ser evidenciado a partir do trabalho de Altman & Sabato (2005a), utilizado como referência por Guimaraes & Alves (2009), ressaltando que a utilização de variáveis não somente financeiras, mas qualitativas, podem ter grandes contribuições para melhora da acurácia do modelo e constituindo uma melhoria potencial.

Por fim, visto que o objetivo de Guimaraes & Alves (2009) foi o desenvolvimento de um modelo para operadoras, a utilização de variáveis específicas do setor de saúde suplementar também podem ser potenciais fatores a terem sido explorados no estudo. Como exemplo, o trabalho referência para seleção das variáveis de Altman & Sabato (2005a) tinha como objeto de estudo o desenvolvimento de um modelo específico para as empresas de pequeno e médio porte americanas.

Neste sentido, semelhante ao trabalho de S. L. Alves (2006), o qual considerou variáveis específicas do setor, temos o estudo desenvolvido por Bragança et al. (2019) objetivando analisar a influência da regulação e intervenções da ANS na continuidade das operadoras de planos de saúde. Para este objetivo, os autores destacam que, para identificar se o fato de uma operadora ter passado por algum regime especial por parte da ANS aumenta a probabilidade de se tornar insolvente, seria necessário prever a probabilidade de continuidade ou não das atividades da operadora e se a submissão de algum regime especial teve influência.

O estudo teve como referência os dados de operadoras entre 2005 e 2015, adotando como critério de classificação para o grupo de insolventes as operadoras com registro cancelado compulsoriamente ou PL negativo e, para o grupo de solventes, aquelas com registro ativo, mais de um beneficiário na carteira e PL positivo (Bragança et al., 2019). Foram analisados inicialmente 26 indicadores econômico-financeiros, semelhantes à literatura dos demais modelos aqui analisados, e incluindo como variável o IDSS, destacado no início deste trabalho, além de *dummies* relacionadas à OPS ter passado ou não por regime especial da ANS, região de atuação, modalidade da operadora, porte e segmentação.

Os autores utilizaram regressão logística de dados em painel com efeitos aleatórios, onde a partir de uma sequenciamento de 5 passos com diferente testes da significância de uma única variável a cada vez, em diferentes níveis de significância, o modelo final apresentou relevância de: 7 variáveis econômico-financeiras, modalidade das operadoras classificadas como Administradora, Cooperativa Médica, Filantropia e Odontologia de Grupo e segmentação (porte, semelhante ao estudo de S. L. Alves (2006), e região de atuação não apresentaram significância). Como demais conclusões, Bragança et al. (2019) apontam que seus estudos mostram indícios de influência da ANS por meio das intervenções e regulações na continuidade das operadoras de planos de saúde, apresentando um resultado marginal de aumento em 1,5 na

chance de insolvência caso a operadora tenha passado por algum regime especial e, por fim, apresentando um modelo preditivo com 86,37% das observações classificadas corretamente.

No entanto, são necessários apontamentos relacionados a amostra utilizada por Bragança et al. (2019), uma clareza maior na seleção das variáveis significantes e análise detalhada da acurácia do modelo desenvolvido.

O estudo mostra a significância da variável *dummie* para modalidade Administradora, onde os autores destacam que os resultados mostram que o fato de uma entidade do setor ser uma Administradora reduz em 0,021% a chance de se tornar insolvente. No entanto, destaca-se que a atividade empresarial de uma Administradora apresenta grandes diferença frente a uma operadora de planos de saúde. A RN n. 515 (ANS, 2022f) coloca a atividade de uma Administradora de Benefícios como a entidade que propõe a contratação de planos coletivos ou presta serviços para pessoas jurídicas contratantes de planos médicos, sendo claro a proibição de execução de qualquer atividade típica da operação de planos de saúde. Portanto, são características das regulações e atividades muito distintas das operadoras de planos, as quais efetivamente são os responsáveis por atender a demanda de serviço médico dos beneficiários, como exemplo a própria regulação sobre os capitais regulatórios.

Ademais, os passos descritos pelos autores para evidenciar a seleção das variáveis significantes não permitem uma análise clara do processo de seleção e gerando um modelo onde apenas 20,09% das empresas insolventes foram classificadas corretamente (a taxa de 86,37% de classificações corretas destacada nas conclusões do estudo é decorrência do elevado percentual, de 98,59%, nas classificações corretas das OPS solventes). Portanto, não há uma evidência clara sobre a eficiência preditiva do modelo em relação ao evento de interesse (podendo ser resultado somente do ponto de corte selecionado)

No entanto, destaca-se no estudos de Bragança et al. (2019) as evidências da relevância discriminantes das variáveis qualitativas específicas do setor e aplicadas na elaboração de modelos preditivos. Portanto, semelhante aos estudos de S. L. Alves (2006), ambos utilização de variáveis qualitativas específicas do setor e com relevância na discriminação dos grupos.

#### **2.3.4 Modelos derivados do uso de rede neural artificial e demais técnicas emergentes**

Modelos de rede neural foram desenvolvidos pela primeira vez na tentativa de simular os processos do cérebro. Assim como o cérebro consiste em uma rede de neurônios

interconectados, uma rede neural matemática consiste em nódulos interconectados, chamados de elementos de processamento, que recebem, processam e transmitem informações (Brockett & Golden, 2006). Um elemento de processamento tem muitos caminhos de entrada e combina os valores desses caminhos de entrada usando uma estrutura sumária ponderada. A entrada combinada é modificada por uma função de transferência que pode ser uma função limiar ou uma função contínua da entrada combinada. O valor de transferência é passado diretamente para o caminho de saída do elemento de processamento. Permite a não linearidade na relação entre entradas e saídas (Brockett & Golden, 2006).

Como exemplo, Brockett, Cooper, Golden & Pitaktong (1994) descrevem sobre o algoritmo *back-propagation* baseado em uma rede *feed forward*. Segundo esses autores, a designação do *feed forward* indica que o fluxo de informação da rede de inteligência é da entrada (input) para o resultado (output). A designação de *back-propagation* indica que o algoritmo de aprendizagem se ajusta, portanto, classificado como *learned algorithm*, começando pelo resultado (output), evidenciando o erro gerado a partir de uma estrutura matemática específica e, em seguida, propaga esse erro pelo processo reverso através da rede para determinar como ajustar eficientemente a estrutura matemática com o intuito de melhorar os resultados do processo de funcionamento da rede (Brockett et al., 1994).

Nair (2019) destaca que as potenciais vantagens do uso de Redes Neurais Artificiais frente a outros métodos, se dá pela possibilidade de análises de padrões complexos na relação entre as variáveis dependentes e independentes e por não apresentar grandes restrições na seleção de premissas que possam levar a análises enviesadas (associando a técnica a um maior poder preditivo frente as demais técnicas tradicionais). No entanto, a técnica recebe críticas frente a suas dificuldades computacionais e, uma vez que o racional sobre o modelo de classificação não é revelado, a técnica se mostra com utilizações restritas frente a determinados objetivos (Nair, 2019).

Neste sentido, as afirmações de Nair (2019) se aproximam do estudo de Balcaen & Ooghe (2006) em uma revisão das metodologias clássicas de estudos sobre falhas empresariais e seus problemas. Os autores apontam sobre amplas evidências de que os maiores ganhos na acurácia das classificações são resultados de modelos relativamente simples e com um pequeno número de variáveis preditoras, onde métodos mais sofisticados, em termos de técnica e quantidade de variáveis preditoras, apresentam melhoras marginais muito pequenas.

Em relação a aplicação da redes neurais artificiais na saúde suplementar do país, abordou-se na seção anterior o trabalho de S. L. Alves (2006), no qual o estudo evidenciou que

o modelo derivado de regressão logística apresentou maior acurácia frente ao de redes neurais artificiais. Cita-se, também, o estudo com aplicação no setor de seguradoras de vida americanas de Brockett et al. (2006), comparando os efeitos de determinado grupo de variáveis, dois modelos de redes neurais e dois modelos clássicos (sendo análise discriminante múltipla e regressão logística) e evidenciando que os modelos derivados de redes neurais tiveram melhor performance na acurácia (considerando as variáveis utilizadas e critérios avaliados). Portanto, exemplos de estudos apresentando resultados de eficácia distintos frente a técnica estatística adotada e que podem ter uma gama de explicações (como diferenças no setor, amostra, variáveis, metodologias e diversas outras).

Neste sentido, destaca-se que, apesar da ampla literatura, parece não haver um método de modelagem realmente superior, sendo dito impossível determinar um método soberano frente a enorme gama de estudos comparativos, contendo diferentes tipos de modelos de previsão e apontando para direções distintas (Balcaen & Ooghe, 2006). Como resultado dessa falta de consenso, se mostra como uma escolha do pesquisador a seleção da técnica de modelagem (Balcaen & Ooghe, 2006).

Portanto, considerando como objetivos do estudo a visualização de um modelo que não somente possa apresentar efetividade na acurácia especificamente para o setor, mas também o entendimento das suas variáveis explicativas em relação à variável dependente e que também possa ter sua difusão para utilização para os *stakeholders* na saúde suplementar, temos a utilização de técnicas derivadas de redes neurais artificiais com limitações. Deste modo, buscando atender os objetivos destacados, o presente trabalho tem como escolha a utilização de técnicas de regressão logística e, portanto, não ampliando o foco sobre estudos com aplicação de rede neural artificial ou demais outros modelos emergentes.

## **2.4 Síntese de análises críticas sobre modelos de predição**

Na seção 2.2. Literatura sobre modelos de previsão de insolvência, foram abordados modelos clássicos de previsão de falhas corporativas, além da busca de um enfoque dos modelos aplicados na saúde suplementar do país. No entanto, conforme apresentado por alguns autores, temos uma literatura escassa de aplicação neste setor e o que evidencia lacunas para contribuições relacionadas ao objeto de pesquisa.

Dentre os modelos apresentados, observa-se um certo padrão de pesquisa onde, a partir de estudos tradicionais, variáveis dependentes e independentes e metodologias de referências

são replicados em diferente momentos, onde técnicas estatísticas de complexidades distintas são comparadas e, no entanto, conforme Balcaen & Ooghe (2006) destacam, acabam por gerar diferentes direções (gerando confusões acerca do objeto de estudo). Porém, possuem uma grande contribuição no embasamento e apontamento de constantes potenciais melhorias.

Neste sentido, esta seção busca apresentar análises críticas sobre os modelos tradicionais relacionados as falhas empresariais, bem como sumarizar limitações, pontos de melhorias e boas práticas metodológicas em relação aos trabalhos abordados seção 2.2. Literatura sobre modelos de previsão de insolvência. Portanto, possibilitando potenciais aprimoramentos no desenvolvimento de outros modelos preditivos de falhas empresariais na saúde suplementar do Brasil.

Iniciando a partir do panorama dos modelos clássicos de estatística e seus problemas nos estudos sobre falhas de negócios, Balcaen & Ooghe (2006) apontam 5 categorias de problemas:

- I. Os paradigmas clássicos, representados pelos tópicos de definições arbitrárias de falhas financeiras, instabilidade de dados não estacionários e seleção da amostragem;
- II. Negligência da dimensão tempo das falhas empresariais, representados pelos tópicos de critérios de otimização, utilização de observações únicas como as de um único ano, resultados da natureza do objeto de estudo fixados e não observando a falha como um processo;
- III. Não consideração do foco da aplicação, relacionado à seleção das variáveis e seleção do método da modelagem com potenciais incongruências;
- IV. Outros problemas, como a regra da classificação linear e uso único de informações contábeis (de variáveis financeiras).

Sobre os paradigmas clássicos, temos como primeiro potencial destaque nos estudos aplicados na saúde suplementar, os critérios utilizados na classificação das operadoras falhas (sobretudo em relação à definição de falha e análise de períodos/observações únicas). Como exemplo, a partir dos dados evidenciados pela ANS dos demonstrativos das operadoras analisadas, e os quais serão abordados na seção 3. Metodologia, temos entre os anos de 2014 e 2020 cerca de 107 registros de operadoras, frente ao total de 863 registros, que apresentaram PL positivo em  $t+1$  frente ao PL negativo em  $t$ , conforme Tabela 1.

Tabela 1 -Quantidade de Operadoras por ano com potencial viés de classificação considerando o critério de PL

	Ano de Referência						TOTAL
	2015	2016	2017	2018	2019	2020	
Quantidade de Registros	14	14	17	18	23	21	107

Fonte: Elaborado pelo autor com base em dados da (ANS, 2022a).

**Nota:** evidencia a quantidade de registros de OPS da amostra com PL positivo em  $t+1$  frente ao PL negativo em  $t$ .

Em um cenário onde o critério para definição de falha/insolvência, considera-se o PL negativo em  $t$  para elaboração de um modelo de predição de falha a partir do período  $t-1$ , haveriam cerca de 107 OPS que representariam uma potencial contaminação da amostra (uma vez que, embora tivessem PL negativo em um período, apresentaram mudanças que as classificariam como solventes frente à variação do PL para valores positivos no período subsequente).

Podemos apontar como consequências, o grande potencial na criação de resultados não confiáveis e que comprometem a qualidade e utilização do modelo na saúde suplementar. Como exemplo, alguns dos estudos apresentados utilizam a classificação da operadora entre solvente e insolvente em um determinado período, ano  $t+1$ , e com modelo derivado dos indicadores analisados em  $t$  (uma avaliação *ex-ante* onde o poder preditivo *ex-post* é derivado). Considerando a potencial contaminação da amostra, destaca-se o viés inerente desta escolha, onde operadoras classificadas em um determinado ano (observação única), mas com indicadores de potencial falha ou de saúde financeira, poluem os grupos de solventes e não insolventes (evidenciando uma distância da real análise do evento de interesse).

Balcaen & Ooghe (2006) apontam que vieses na classificação, como este apresentado, podem ter grande acurácia em discriminar os dois grupos analisados, mas derivando modelos que falham em distinguir os grupos de real interesse (ocorrendo muitas generalizações). Como exemplo, temos o estudo de Barros & Beiruth (2016) destacando o modelo de Matias (1978) como o de maior acurácia na classificação de solventes e insolventes, mas, conforme destacado na seção, o modelo tem uma grande peso ponderador na variável independente Patrimônio Líquido/ Ativo Total frente as demais variáveis. Portanto, considerando a utilização do patrimônio líquido negativo como *proxy* para insolvência, observa-se um viés de privilégio discriminante de indicadores que consideram a estrutura financiadora do capital próprio. Somado à esta questão, a consideração de observações únicas, como  $t+1$ , condiciona a falha

financeira (a qual é resultado de um processo) à generalização decorrente da adoção do critério de falha atrelado ao período único de observação (possui pouca contribuição no real entendimento da situação e contexto que levam uma OPS à falha).

Escolhas metodológicas de observações únicas nos modelos de previsão, vão de encontro aos apontamentos de Barros & Beiruth (2016) sobre a desconsideração entre o *lag* da decisão jurídica da insolvência e o momento em que a empresa realmente começa a apresentar problemas impeditivos de uma operação regular (ou do momento entre o cessamento de publicações dos demonstrativos anuais), acabando por não tratar a falha como um processo.

Outros pontos destacados por Barros & Beiruth (2016) podem ser relacionados conforme abaixo:

- a) Modelos estatísticos clássicos acabam por assumir estabilidade entre as variáveis ao longo do período de análise, desconsiderando as relações não estacionárias e instabilidade dos dados (como resultado de possíveis mudanças no contexto);
- b) A seleção de amostras onde critérios do pesquisador podem acarretar viés amostral. A utilização de critérios não aleatórios, potencializam a elaboração de modelos decorrentes de uma amostra não representativa de determinado setor ou até mesmo com representatividade superestimada de empresas falhas (resultando em modelos com boa acurácia na classificação do evento de interesse, porém, à custa de erros de classificação de empresas não falhas).
- c) Por fim, ao considerar unicamente o contexto *ex-ante*, a aplicação do modelo em demonstrativos anuais consecutivos pode acarretar em indicadores contraditórios (trazendo problemas relacionados à inconsistência dos sinais, frente ao viés inerente da escolha metodológica).

A partir das análises destacadas, no Quadro 7 são sumarizadas algumas características das pesquisas realizadas na saúde suplementar, bem como comentários sobre as metodologias adotadas.

**Quadro 7 - Sumário das características e comentários dos estudos de predição de falhas corporativas na saúde suplementar**

Estudo	Resumo de Premissas	Comentários
--------	---------------------	-------------

Barros & Beiruth (2016)	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Essência do critério de insolvência é o PL Negativo;</li> <li>- Busca a comparação de Análise Discriminante Múltipla e Regressão Logística de outros autores;</li> <li>- Estimativa do modelo referente aos dados de 2009 e 2010;</li> <li>- Validação nos dados de 2011 e 2012.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Potencial viés causado pelo critério de insolvência (problema de seleção da amostra);</li> <li>- Problemas relacionados a dados não estacionários e incompletos e, por consequência, comparando com modelos desenvolvidos em diferentes momentos;</li> <li>- Um único ano como base para desenvolvimento do modelo (viés de modelos derivados de agrupamentos inconsistentes nas classificações das operadoras);</li> <li>- Utilizaram amostra de operadoras médico hospitalares (sendo um ponto considerado positivo na comparação dos modelos).</li> </ul>
S. L. Alves (2006)	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Essência do critério de insolvência é o PL Negativo;</li> <li>- Desenvolvimento e comparação de modelos próprios derivados de Regressão Logística, Análise Discriminante Multivariada e Redes Neurais;</li> <li>- Modelos estimados e aplicados nos dados entre 2001 até 2004.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Potencial viés causado pelo critério de insolvência (problema de seleção da amostra);</li> <li>- Potencial intensificador do problema de seleção de amostra, a qual foi composta por empresas selecionadas com base na experiência do autor (podendo comprometer o critério de aleatoriedade, bem como representatividade do setor);</li> <li>- Um único ano como base para desenvolvimento dos modelos (viés de modelos derivados de agrupamentos inconsistentes nas classificações das operadoras);</li> <li>- Utiliza na amostra operadoras de diferentes setores (médico e exclusivamente odontológicas, por exemplo).</li> </ul>
Mendes et al. (2014)	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Critério de insolvência é definido por informações/dados faltantes como proxy de empresa falha;</li> <li>- Desenvolvimento de modelo próprio utilizando e considerando 16 métodos de classificação comparados por 2 testes de acurácia;</li> <li>Dados referentes aos anos de 2001 até 2007.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Destaque para uso de critério diferente do PL negativo;</li> <li>- Utiliza critérios de aleatoriedade no desenvolvimento da pesquisa;</li> <li>- Não há evidências claras das modalidades das operadoras utilizadas na amostra.</li> </ul>
Guimarães & Alves (2009)	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Essência do critério de insolvência é o PL Negativo;</li> <li>- Desenvolvimento de modelo próprio de Regressão Logística comparado ao derivado de Análise Discriminante Multivariada de outro autor;</li> <li>- Estimativa entre 2004 e 2005;</li> <li>- Validação entre 2005 e 2008.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Potencial viés causado pelo critério de insolvência (problema de seleção da amostra);</li> <li>- Um único ano como base para desenvolvimento do modelo (viés de modelos derivados de agrupamentos inconsistentes nas classificações das operadoras);</li> <li>- Não há evidências claras das modalidades das operadoras utilizadas na amostra.</li> </ul>

---

Bragança et al. (2019)	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Critério de insolvência são de operadoras com registro cancelado compulsoriamente ou PL negativo;</li> <li>- Desenvolvimento de modelo próprio de Regressão Logística com dados em painel.</li> <li>- Dados para estimativa e validação entre 2005 e 2015.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Potencial viés causado pelo critério de insolvência (problema de seleção da amostra);</li> <li>- Utiliza na amostra operadoras de diferentes setores e modalidade (potencial viés relacionado à problemas de representatividade dos agentes);</li> <li>- Modelo com baixa acurácia na previsão do evento de interesse.</li> </ul>
---------------------------	--	--

---

Fonte: Elaborado pelo autor.

Com base nos dados apresentados nesta seção, o presente estudo busca como diferenciais, a mitigação de vieses a partir da identificação de melhorias observadas nos estudos aplicados no setor, visando a proposição de um modelo de previsão de insolvência derivado da técnica de regressão logística, destacando como principais apontamentos:

- a) Utilização de critérios de insolvência e solvência conforme estudos tradicionais (tomando como referência as decisões estabelecidas pelo órgão regulador) e práticas metodológicas semelhantes ao estudo de Mendes et al. (2014) visando a mitigação de vieses de agrupamentos inconsistentes;
- b) Aplicação em uma amostra recente, também almejando a mitigação de problemas de caráter não estacionários e dados faltantes e, desta maneira, buscando o desenvolvimento de um modelo para o período recente deste estudo;
- c) Comparação apenas de operadoras de planos de saúde médico hospitalares, almejando não incluir modalidades de operadoras com estruturas e atuações em distintas;
- d) Desenvolvimento do modelo não considerando apenas um único período de referência para a respectiva elaboração;
- e) Consideração de mudanças regulatórias no setor, objetivando a padronização de dados e minimizando efeitos que comprometam a comparabilidade.

A próxima seção apresenta aspectos da metodologia e seleção da amostra, englobando a literatura tratada até o presente momento.

### 3. METODOLOGIA

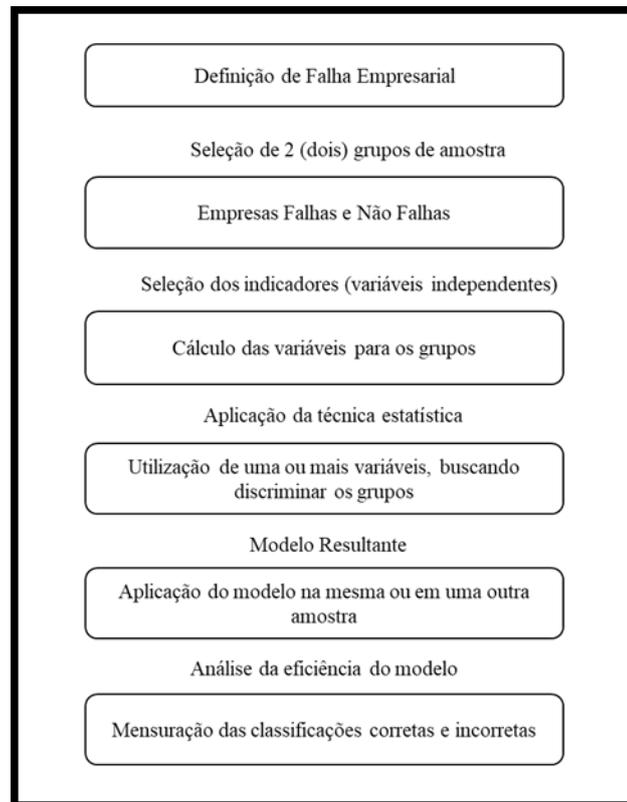
Para uma melhor compreensão da metodologia do estudo, é fundamental o entendimento claro dos objetivos almejados com a pesquisa. Neste sentido, López & Calafell (2008) citam 3 (três) principais grupos de pesquisas relacionados à previsão de insolvência, onde temos:

- a) Aquelas buscando a elaboração de um modelo para predição de falha ou com o intuito de classificação de empresas. São os objetivos que representam a maior parte dos estudos e, a partir dos quais, é possível evidenciar aqueles desenvolvidos como ferramentas de alerta para o risco de falha de uma determinada empresa;
- b) As pesquisas buscando comparar modelos, podendo ser divididas naquelas buscando a comparação de resultados de estudos passados, ou que utilizam diferentes métodos contábeis ou técnicas estatísticas, mensurando a superioridade na eficiência de classificação e;
- c) Por fim, as de caráter misto e que são classificadas nas que buscam realizar uma análise crítica (detectando e propondo soluções de problemas destacados em trabalhos anteriores), as que buscam oferecer bases teóricas para investigações empíricas.

Portanto, o presente trabalho tem como melhor definição o caráter misto na pesquisa de previsão de insolvência nas operadoras de planos de saúde. Considerando a escassez da aplicação de modelos no setor da saúde suplementar do Brasil, bem como a análise dos potenciais pontos de melhorias desses poucos estudos desenvolvidos na área, busca-se mitigar potenciais vieses e assim desenvolvendo um modelo com potencial preditivo adequado à literatura, passível de utilização na atualidade para os diversos *stakeholders* e essencialmente servindo como uma ferramenta de alerta para o risco de potenciais falhas das operadoras de planos de saúde.

Ainda segundo os estudos de López & Calafell (2008), podemos sumarizar a estrutura dos estudos conforme os passos detalhados na Figura 3:

Figura 3 - Estrutura dos estudos para previsão de modelos de falha empresarial



Fonte: López & Calafell (2008)

Tendo a estrutura mencionada acima como referência, esta seção busca evidenciar a base de dados utilizada, amostra considerada, variáveis dependentes e independentes adotadas e os respectivos ajustes realizados conforme os principais destaques abordados nas seções anteriores.

### 3.1 Base de dados e caracterização da amostra

Conforme apontado, a ANS tem implementado o plano de contas padrão e o Documento de Informações Periódicas das Operadoras de Planos de Saúde (DIOPS) com envios trimestrais e acesso público. Portanto, foram coletados os dados dos planos de contas de todas as operadoras de planos de saúde entre os anos de 2014 e 2020 diretamente da própria agência (ANS, 2022b, 2022c). Porém, destaca-se como principais pontos relacionados ao processamento dos dados:

- a) Seleção das que possuem registro ativo;

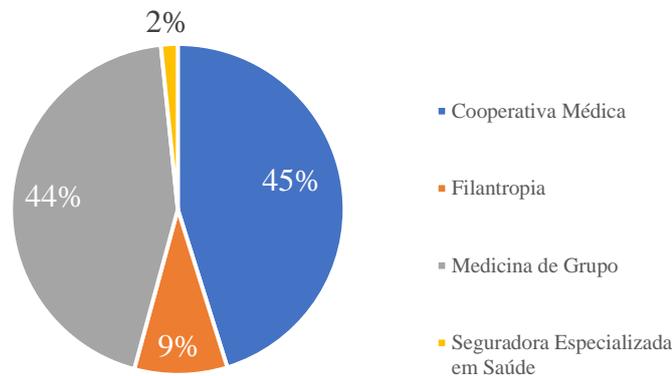
- b) A seleção de apenas operadoras de planos na atenção médico-hospitalar conforme RN n. 531 (ANS, 2022g) e acrescidas das seguradoras especializadas em saúde e autogestão;
- c) Elaboração dos cálculos dos indicadores financeiros tiveram como referência metodológica o plano de contas e instruções referenciadas na RN n° 472 (ANS, 2021). Buscando a padronização das bases de comparação dos demonstrativos financeiros ao longo deste período, também foram expurgados os efeitos das contabilizações relacionadas a RN n° 430 de 2017 (ANS, 2017) e os quais ainda apresentavam efeitos nos demonstrativos do período considerado.

Portanto, conforme a RN n° 531 de 2022 (ANS, 2022g), foram consideradas as operadoras com atenção exclusiva médica hospitalar, englobando as modalidades: cooperativas médicas, medicinas de grupo e filantropias (portanto, excluindo as cooperativas odontológicas ou odontologia de grupo) e adicionando, também, as seguradoras especializadas em saúde e autogestão. O objetivo desta segmentação fundamenta-se justamente na busca da mitigação de vieses na seleção da amostra frente ao objetivo almejado pelo modelo da pesquisa: previsão em operadoras de planos de saúde que atuam com produtos, regras de capital, setor e riscos semelhantes. Neste sentido, destaca-se os apontamentos de Barros & Beiruth (2016), onde a elaboração de modelos frente a amostras não representativas de determinadas empresas, podem levar a resultados enganosos.

Em relação aos efeitos de contabilização da RN n° 430 (ANS, 2017), o qual na sua vigência dispunha sobre a contabilização do compartilhamento de risco e, a partir do ano de 2018, essencialmente alterou critérios de contabilização de receitas e custos gerados pela parcela da carteira de beneficiários das diversas operadoras que se enquadrassem na normativa, comprometiam a comparação de indicadores entre períodos. Portanto, justifica-se a ação de expurgo dessas contabilizações, buscando a mitigação de efeitos relacionados à não estabilidade entre as variáveis no período analisado, conforme um dos pontos críticos também apontados por Barros & Beiruth (2016).

Após os processamentos da base de dados, foram analisados 677 registros de operadoras de planos de saúde no período destacado e dos quais a maior parte são concentrados nas cooperativas médicas e medicinas de grupo (sendo, de fato, as modalidades de operadoras que concentram a maior parcela de beneficiários de planos de assistência médica no país).

**Gráfico 10** - Composição dos registros analisados por modalidade no ano de 2014



Fonte: elaborado pelo Autor.

Balcaen & Ooghe (2006) abordam no seu estudo que os modelos clássicos de predição de insolvência são desenvolvidos a partir de períodos temporais e que, conforme evidenciado na comprovação dos estudos anteriores, acabam por ter sua acurácia comprometida à medida que se distanciam do ano base da sua elaboração (como exemplo, nos estudos apresentados a acurácia de modelos aplicados em t-1 eram maiores do que em t-2, ou apresentavam variáveis discriminantes distintas). Neste sentido, considerando a escassez deste tipo de estudo na saúde suplementar, além dos passos objetivando a mitigação de vieses na seleção amostral e promoção da estabilidade das informações pelos ajustes revertendo alterações de contabilizações no setor por regulamentações próprias, a utilização de uma amostra recente por si pode ser classificada como um diferencial pelo contexto recente dos dados utilizados frente aos demais estudos realizados na área. Estimativas de novos modelos previsão de insolvência, como os desenvolvidos a partir de análises de curto prazo, acabam por não tratar uma falha empresarial como um processo e, considerando aplicações em diferentes anos, novas variáveis e/ou coeficientes acabam por ganhar relevância.

A compilação dos dados públicos da ANS, bem como cálculo dos indicadores e tratamentos, foram realizados utilizando o *software* R Studio e o desenvolvimento do modelo, empregando o uso do Software STATA. Portanto, a partir da apresentação da fonte dos dados, bem como os tratamentos realizados, as próximas sessões metodológicas descrevem as variáveis utilizadas na pesquisa.

## 3.2 Variáveis

### 3.2.1 Grupo de interesse: definição de falha de uma OPS

Destaca-se que grande parte das pesquisas aplicadas no setor de Saúde Suplementar apresentam similaridades metodológicas, sejam elas na definição de falha empresarial (com ampla utilização do PL negativo como proxy para insolvência) bem como de demais variáveis explicativas, partindo principalmente de indicadores derivados de informações contábeis e utilizados pela própria ANS e popularidade em demais estudos encontrados na literatura.

Considerando a gama de estudos de predição de falhas desenvolvidos e partindo das considerações críticas realizadas, busca-se na literatura, sobretudo em relação as variáveis dependentes, a seleção da variável que melhor agruparia as OPS entre falhas e não falhas, minimizando vieses no modelo desenvolvido frente ao objetivo apresentado.

Conforme López & Calafell (2008) apontam, não há uma visão unânime sobre o que deveria ser uma falha empresarial, onde Balcaen & Ooghe (2006) também abordam sobre a arbitrariedade no que tange ao tema. As definições podem abranger uma gama de critérios, tais como a atribuição legal de um órgão regulador, grandes fusões, vendas forçadas e muitas outras, colocando o conceito de falha corporativa como uma dicotomia não bem definida e com potencial de grandes impactos negativos no modelo desenvolvido em virtude de uma aplicação inapropriada da mesma (Balcaen & Ooghe, 2006; López & Calafell, 2008).

Tomemos como exemplo a utilização arbitrária de falha empresarial das OPS utilizando o PL negativo como critério e, a partir de um período  $t$  e  $t-1$ , um modelo seja desenvolvido e testado em amostras pareadas nos anos  $t-1$  e  $t-2$ , apresentando boas taxas de acurácia. De acordo com Balcaen e Ooghe (2006), este modelo seria um bom separador de OPS com PL negativo no respectivo período analisado (o que pode levar a potenciais enganos), visto que a aplicação em um determinado período arbitrário pode levar à performances que não podem ser generalizadas, além de potenciais problemas na classificação do grupo de real interesse (conforme discutido).

Conforme destacado por S. L. Alves (2006), a opção por considerar o PL negativo como critério discriminante dos grupos, está relacionada ao *lag* entre a decisão jurídica da insolvência ao cessamento de publicações dos demonstrativos anuais (não havendo informações e/ou apresentando inconsistências). No entanto, conforme o estudo de Mendes et al. (2014), o cessamento ou inconsistências das publicações são evidências de potenciais manipulações de

companhias e, desta maneira, podendo refletir o momento em que a empresa realmente começa a apresentar problemas impeditivos de uma operação regular. Portanto, uma grande questão a ser considerada, frente ao objetivo almejado, é o período de análise atrelado ao critério de falha.

Neste sentido, tendo como objetivo o desenvolvimento de um modelo de alerta para o risco de falha empresarial e tomando como base as análises críticas relacionados ao objeto de estudo, adota-se como OPS falhas aquelas que tiveram o cancelamento compulsório de seu registro pela ANS em qualquer ano do período analisado (onde o cessamento das publicações constituíram o ano base de insolvência, independente do *lag* temporal entre este fato e a efetiva a decisão jurídica da agência). Como exemplo, sem uma OPS teve o cancelamento de seu registro no ano *t*, porém, a última divulgação de seus dados tenha ocorrido em *t-1*, este é considerado o ano base de insolvência no estudo. Afinal, independente do *lag* é destacado que as observações se tratam de OPS que tiveram a extinção do registro pelo órgão regulador.

Outros pontos de atenção, considerando os paradigmas clássicos relacionados aos modelos de insolvência, estão relacionados à falta de representatividade dos agentes objetos de estudo nas amostras (como exemplo, representatividade de empresa falhas), ocasionando em muitas vezes a adoção de critérios de seleção amostrais implicando na superestimação de determinados grupos. Visando minimizar ações que pudessem levar a esses vieses, as OPS com cancelamento compulsório foram consideradas falhas entre o início do período de análise até a o ano base de insolvência, buscando, portanto, a elaboração de um modelo evidenciando o processo do declínio até sua real falha. Como exemplo, uma OPS que tem sua insolvência no ano base de 2019 foi classificada como falha desde a primeira divulgação das suas publicações nos anos anteriores.

Tabela 2 - Quantidade de observações de OPS por grupo e modalidade entre 2014 e 2020

Modalidade	Observações de OPS Não Falhas	Observações de OPS Falhas	Total de Observações	Representatividade por Modalidade (%)	Representatividade Acumulada (%)
Cooperativa	1.987	49	2.036	40%	40%
Medicina de Grupo	1.653	185	1.838	36%	76%
Autogestão	834	25	859	17%	92%
Filantropia	218	106	324	6%	99%
Seguradora	60	6	66	1%	100%
<b>TOTAL:</b>	<b>4.752</b>	<b>371</b>	<b>5.123</b>	<b>100%</b>	<b>100%</b>

Fonte: elaborado pelo autor.

Conforme evidenciado na Tabela 2, a elaboração contou com um total de 5.123 observações entre os anos de 2014 e 2020, onde a maior concentração de OPS foram nas modalidades de Cooperativas e Medicinas de Grupo (representando cerca de 76% das

observações). Foram 4.752 observações de operadora não falhas e 371 de OPS falhas, portanto, uma representatividade inferior do objeto de estudo, sendo uma potencial limitação do modelo desenvolvido. No entanto, destaca-se o objetivo do estudo buscando o desenvolvimento de um modelo no setor servindo essencialmente como uma ferramenta de alerta para o risco de potenciais falhas de OPS, optando pela mitigação de vieses de classificação e, desta maneira, não penalizando as classificações de reais interesses em busca de uma maior taxa de acurácia do modelo.

Tabela 3 - Quantidade de observações de OPS Falhas por modalidade entre 2014 e 2020

<b>Modalidade</b>	<b>Observações de OPS Falhas</b>	<b>Representatividade por Modalidade (%)</b>	<b>Representatividade Acumulada (%)</b>
Medicina de Grupo	185	50%	50%
Filantropia	106	29%	78%
Cooperativa	49	13%	92%
Autogestão	25	7%	98%
Seguradora	6	2%	100%
<b>TOTAL:</b>	<b>371</b>	<b>100%</b>	<b>100%</b>

Fonte: elaborado pelo autor.

Outro destaque se dá na composição das modalidades de OPS falhas, temos como maior representatividade inicial as Medicinas de Grupo, representando o maior de grupo de observações gerais, e, no entanto, como segundo maior representante as Filantropias, detendo cerca de 29% das observações de OPS falhas e apenas 6% do total de observações gerais da amostra (cerca de 324 observações). Considerando as diferenças norteando a atividade de prestação de planos de saúde entre as modalidades, este se mostra um ponto de atenção adicional para uma possível limitação do modelo. Frente a uma distribuição desproporcional, questiona-se: as diferentes características de uma OPS podem constituir uma variável condicionante para uma maior probabilidade de cenário de estresse financeiro? Portanto, uma variável discriminante representativa?

### 3.2.2 Variáveis discriminantes

Conforme apresentado nas sessões anteriores, a elaboração do modelo é decorrente de um grupo de indicadores que melhor distinguem os grupos analisados dentre um rol de outros indicadores em virtude da sua relevância estatística. Apesar desta grande importância na seleção das variáveis, destaca-se a falta de uma teoria indicando quais variáveis financeiras seriam as

melhores preditoras de falhas, onde a maior parcela dos estudos partem daquelas com maior popularidade na literatura e que tiveram maior poder preditivo em estudos anteriores (Balcaen & Ooghe, 2006).

Weissova, Kollar & Siekelova (2015), em um trabalho sobre rating como um processo sistêmico considerando informações passadas e uma visão futura, também apontam sobre o benefício da utilização não somente de critérios quantitativos, como os indicadores financeiros e chamados de *hard-facts*, mas também critérios qualitativos, ou *soft facts*. Conforme críticas adereçadas à modelos preditores de falhas utilizando somente variáveis financeiras, constituem mais um arcabouço promovendo a qualidade dos modelos.

Portanto, busca-se apresentar nesta seção os direcionadores para seleção do grupo inicial de indicadores adotados e, a partir dos quais, o modelo contendo as variáveis e seus respectivos coeficientes decorrentes da técnica estatística empregada, foram analisados.

Para seleção das variáveis do estudo, adotou-se como critério a análise empírica dos indicadores populares, aplicados principalmente nos estudos sobre modelos preditivos na saúde suplementar (os quais, por sua vez, também utilizam variáveis derivadas de estudos clássicos de predição de insolvência). No APÊNDICE A – Quadro das variáveis analisadas para elaboração do modelo, são relacionados 48 indicadores contábeis, agrupados segundo o rol do espectro envolvendo análise financeira dos trabalhos investigados (liquidez, alavancagem, atividade, lucratividade e endividamento e cobertura).

Destaca-se a opção por inclusão integral de todo o rol de indicadores apresentados no Anuário e Prisma da própria ANS. Ademais, outros indicadores analisados tiveram como principal referência os trabalhos de Guimaraes & Alves (2009), S. L. Alves (2006), Kovalová (2019) e Mendes et al. (2014), os quais por muitas vezes apresentaram variáveis comuns entre os próprios estudos e que, conforme abordado nas sessões anteriores, foram derivados dos estudos clássicos e baseados em teorias de fluxo de caixa, conforme apontado por Balcaen & Ooghe (2006).

Em relação à utilização de variáveis qualitativas, temos evidências no estudo de C. H. Rocha, G. L. Silva & P. A. P. Britto (2022) avaliando se, para a condição econômico-financeira das operadoras brasileiras, variáveis como forma de organização de negócio, tamanho relativo e unidade de federação tiveram influência significativa em pelo menos um dos indicadores de desempenho analisados. Os resultados corroboraram os estudos de S. L. Alves (2006), no qual a variável relacionada à forma organizacional (definidos no trabalho como aquelas com fins lucrativos ou sem fins lucrativos) tiveram relevância estatística na discriminação de OPS classificadas como insolventes 1 (um) ano antes do evento. Portanto, resultados alinhados com

o estudo de Bragança et al. (2019), onde a característica da OPS (como cooperativa, filantropia e as demais outras), similar à forma organizacional, se mostraram significativas (demais variáveis qualitativas, como tamanho, região de atuação, entre outras não se mostraram relevantes para a probabilidade de insolvência).

Portanto, com base nesses estudos e atrelado à influência da representatividade amostral destacado como ponto de atenção na seção anterior, foi considerado como único indicador não financeiro o tipo de modalidade da operadora (analisando sua influência na probabilidade de falha), sendo adotado, portanto, uma variável tipo *dummie* (onde ser de uma determinada modalidade constitui o valor 1 e, não ser, o valor, 0).

### 3.3 Amostra

Conforme destacado anteriormente, a amostra é composta por 5.123 observações dos registros de uma quantidade inicial de 804 OPS entre os anos de 2014 e 2020 e segmentadas entre as modalidades de autogestão, cooperativa médica, filantropia, medicina de grupo e seguradoras. Conforme destacado, as pesquisas sobre modelos de insolvência aplicadas no setor apontam sobre a limitação frente a problemas relacionados à divulgação dos demonstrativos (especialmente de OPS em situação de estresse financeiro frente à iminência do cancelamento compulsório de seu registro pela agência) e que, no presente estudo, a última divulgação disponível de OPS com registro cancelado compulsoriamente foi adotada como data base da insolvência (independentes da defasagem entre este fato e o status de cancelamento efetivo do registro pela agência). Portanto, exceto por esses casos observa-se que, para determinadas variáveis, houve indisponibilidade de dados, mas que, frente ao caráter aleatório observado, não houve comprometimento na análise dos resultados.

Outro ponto de destaque em relação amostra, se dá no tratamento dos *outliers* frente, à sensibilidade dos modelos de regressão logística à este ponto, conforme apontado por Balcaen & Ooghe (2006). No entanto, conforme apontado nas sessões anteriores (discorrendo sobre as variáveis adotadas no estudo), considerando o baixo número de observações de OPS falhas, a retirada de *outliers* poderia ter um grande impacto na diminuição da amostra e implicando na ampliação de potenciais vieses. Portanto, evitando minimizar tais efeitos, buscou-se a metodologia de tratamento dos dados aplicadas no trabalho de Gatsios (2017), aplicando a técnica estatística de winsorização, onde, em linhas gerais, valores acima ou abaixo dos limites

inferior e superior de percentis da amostra são substituídos (minimizando os efeitos e tendo uma melhor adequação frente ao cenário de eliminação dos dados para ajuste amostral).

A técnica foi aplicada para todas as variáveis apresentadas no estudo para a base de dados utilizada. Portanto, semelhante aos parâmetros utilizados por Gatsios (2017), foram adotados respectivamente limites inferiores e superiores de 5% e 95%, onde valores que extrapolassem esses limites foram substituídos pelos valores críticos dos seus percentis.

Nas Tabelas 4 e 5 temos a segmentação da amostra pelo período e modalidade das OPS, sendo visualizações importantes com o intuito de promover análises críticas sobre o objeto de estudo com o intuito de mitigar vieses de análise ou até mesmo identificação de limitações do escopo.

Observa-se que, ao longo do período analisado, temos evidências do fenômeno apresentado no projeto de pesquisa (consolidação do setor, existindo cada vez menos OPS) indicado pelo número de registros cancelados, seja de forma voluntária, ou não, conforme o grupo de interesse discutido nas sessões anteriores. No período analisado, foram cerca de 127 operadoras entre cancelamentos voluntários ou não, com destaque para os anos de 2018 e 2020 representando os períodos com menor quantidade absoluta de registros cancelados frente aos demais anos do período analisado. Como potencial viés, observa-se principalmente os efeitos da recente pandemia refletidos principalmente no ano de 2020 (sendo um ponto de atenção nas análises e modelo elaborado).

Tabela 4 - Número de observações anualmente

Ano	Amostra	Qnt. de Registros Cancelados em relação ao ano anterior
2014	804	-
2015	774	30
2016	753	21
2017	720	33
2018	707	13
2019	688	19
2020	677	11
<b>TOTAL:</b>	<b>5.123 Observações</b>	<b>127</b>

Fonte: elaborado pelo autor.

Tabela 5 - Número de observações por modalidade de OPS

Ano	Cooperativa	Medicina de Grupo	Autogestão	Filantropia	Seguradora
2014	306	299	127	61	11

2015	303	278	127	56	10
2016	300	267	125	51	10
2017	290	255	121	45	9
2018	284	252	122	40	9
2019	277	244	120	38	9
2020	276	243	117	33	8
<b>TOTAL:</b>	<b>2.036</b>	<b>1.838</b>	<b>859</b>	<b>324</b>	<b>66</b>
<b>Registros Cancelados</b>	<b>30</b>	<b>56</b>	<b>10</b>	<b>28</b>	<b>3</b>

Fonte: elaborado pelo autor.

Observa-se na Tabela 5, a segmentação da amostra por modalidade de OPS e onde temos como maior concentração dos registros as cooperativas médicas e medicinas de grupo. Ao observamos a quantidade de registros cancelados de forma geral, temos as medicinas de grupo com a maior quantidade e seguida das cooperativas. No entanto, chama-se atenção para a quantidade de registros cancelados das filantropias, muito semelhante à quantidade total das cooperativas. Esta informação se mostra ainda mais pertinente quando consideramos os dados da própria Tabela 5, registrando o número de observações das informações divulgadas pelas OPS classificadas como falhas, onde a segunda maior concentração, atrás apenas das medicinas de grupo, são as próprias filantropias (efetivamente, apesar do maior número de registros cancelados de forma geral, aqueles relacionados às falhas financeiras tem maior concentração respectivamente nas medicinas de grupo e filantropias).

Novamente destacando as análises críticas sobre os modelos tradicionais nessa linha de pesquisa, temos evidências relacionadas à potenciais vieses de caráter estacionário, onde o ano de 2020 se destaca pelo número de registros cancelados, além do problema de representatividade, uma vez que o modelo tem como maior representatividade os grupos de operadoras não falhas e, em relação grupo de OPS falhas, uma maior concentração nas medicinas de grupo e filantropias. Portanto, como potenciais vieses destacam-se nos apontamentos de Balcaen & Ooghe (2006), onde o modelo desenvolvido muitas vezes é específico de uma determinada amostra e que podem não ser adequados para generalizações e/ou que possam apresentar sinais contraintuitivos para certos coeficientes ao longo do período analisado.

### 3.4 Desenho do estudo

Considerando a estrutura dos estudos para previsão de insolvência sintetizados por López & Calafell (2008) apresentado anteriormente na Figura 3, as sessões metodológicas anteriores deste estudo buscaram um enfoque sequencial e caracterizado por:

- a) Definição do objetivo, portanto, um modelo passível de utilização na atualidade para os diversos stakeholders e essencialmente servindo como uma ferramenta de alerta para o risco de potenciais falhas das operadoras de planos de saúde (modelo misto, conforme destacado na seção);
- b) Caracterização do conceito de falha empresarial para divisão da amostra em dois grupos, consistindo na decisão do órgão regulador pelo cancelamento do registro da OPS. Independente do *lag* temporal entre o momento da falha e a efetiva a decisão jurídica da agência, as OPS deste grupo foram classificadas como falhas em todo o período de análise, portanto, tratando este como resultado de um processo;
- c) Seleção das variáveis, utilizando indicadores populares na bibliografia e aplicados principalmente nos estudos sobre modelos preditivos no setor;
- d) Apresentação da amostra de pesquisa, considerando as limitações frente à literatura crítica.

Portanto, para os passos seguintes são destacados: 1. A aplicação da técnica estatística para obtenção do modelo resultante e 2. Posterior aplicação do mesmo para mensuração de sua eficiência.

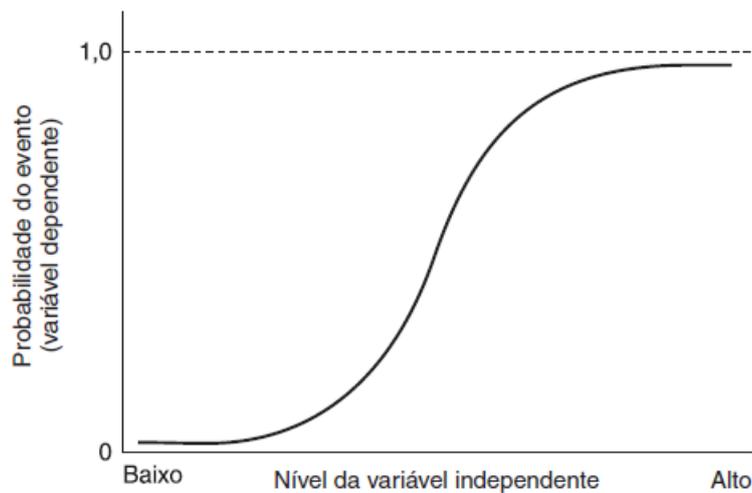
Considerando o objetivo de elaboração de um modelo passível de utilização pelos diversos *stakeholders*, promovendo o entendimento das suas variáveis explicativas em relação à variável dependente binária, superioridade frente as limitações apresentadas pela aplicação das técnicas de análise discriminante múltipla, elegeu-se a Regressão Logística como técnica estatística adequada. Apesar de abordada de uma maneira genérica na revisão da literatura sobre as distintas técnicas estatísticas empregadas nesta linha de estudos, esta seção buscar descrever com maior clareza as etapas empregadas na definição do modelo.

Conforme destacado por Hair, Black, Babin, Anderson & Tatham (2009), utiliza-se a regressão logística como uma forma para prever e explicar uma variável categórica binária, como OPS classificadas entre falhas e não falhas, e, diferentemente de modelos semelhantes, como análise discriminante e regressão múltipla, a regressão logística não depende de suposições rígidas (como normalidade multivariada da amostra e igualdade de matrizes) além de possibilitar uma gama de diagnósticos.

Diferentemente de regressões múltiplas, a regressão logística trata de variáveis categóricas binárias, assumindo 0 ou 1, e sua relação entre as variáveis independentes prediz a

probabilidade de o evento analisado ocorrer, resultando em um modelo ajustado à chamada Curva S (limitando a probabilidade ao intervalo entre 0 e 1). Portanto, quanto mais próximo de 0, menor é a probabilidade de ocorrência do evento e, quanto mais próximo de 1, maior é a probabilidade de ocorrência do evento (Hair et al., 2009).

Figura 4 - Representação da curva logística



Fonte: Hair et al. (2009).

Retomando Nair (2019), os valores dos coeficientes das variáveis independentes do modelo são resultados de testes de estimativa da máxima verossimilhança da relação entre essas e a probabilidade de ocorrência do evento (sempre no intervalo entre 0 e 1, porém, jamais assumindo absolutamente o valor dos mesmos). Em um contexto de classificação entre agentes falhos e não falhos, é estabelecido um ponto de corte, ou *cut-off*, discriminando os grupos com base no *score* obtido pelo modelo. Neste sentido, os agentes são classificados de acordo com os grupos que mais se assemelham, portanto, um *score* inferior ao *cut-off* classifica o agente como falho e, *score* igual ou superior, como não falho (Balcaen & Ooghe, 2006).

Apesar de softwares computacionais fornecerem todo o cálculo e elaboração do modelo, a síntese acima tem como fundamento o auxílio na interpretação dos coeficientes encontrados. Hair et al. (2009) aponta que, a partir do processo de estimação *logit*, os coeficientes se mostram, na verdade, medidas das variações nas proporções de probabilidades, exigindo abordagens diferentes de interpretações (uma vez que não se mostram intuitivos). Neste sentido, buscando uma maior atenção na interpretação dos coeficientes do modelo, o exame da direção e magnitude do impacto que cada um desses possui na variável dependente (Hair et al., 2009).

Por direção da relação, Hair et al. (2009) destaca sobre o impacto da associação dos coeficientes, implicando no aumento ou diminuição na probabilidade prevista e que podem ser analisadas diretamente pelos coeficientes logísticos ou os coeficientes exponenciados. Como exemplo direto do exame no coeficiente logístico, um sinal positivo deste indica uma associação positiva da variável com o aumento da probabilidade prevista e, da mesma maneira, o inverso no caso de sinal negativo. Já em relação a análise do coeficiente exponenciado, temos como referência no trabalho de Fernandes, Filho, Rocha & Nascimento (2020) sobre premissas da regressão logística e que se aplicam ao estudo:

- a) O exponencial de um valor positivo produz um coeficiente maior do que 1 e;
- b) De maneira contrária, o coeficiente negativo retornará um  $\text{Exp}(\beta)$  inferior à 1.

A partir desta relação, inicialmente simplifica-se como uma forma intuitiva nas análises que, quanto mais distante o coeficiente estiver de 1, independente do sinal (direção), maior será o impacto da variável independente sobre o evento (Fernandes et al., 2020).

Já sobre a magnitude da relação, busca-se analisar o quanto a probabilidade irá mudar frente a uma variação de uma unidade na variável independente. Buscando uma forma intuitiva de exame da magnitude na literatura, Fernandes et al. (2020) apontam sobre a análise do impacto das variáveis independentes sobre as chances, ou *odds*, na variável dependente (como exemplo, evidenciando o valor esperado na chance de ocorrência do evento frente à mudança de uma unidade na variável independente analisada, mantendo as demais variáveis constantes). Neste sentido, Fávero & Belfiore (2017) destacam que, a partir da fórmula matemática para cálculo da probabilidade estatística de um evento, temos que as *odds* (chances) se dão pelo cálculo:

#### **Equação 9 - Cálculo de Odds**

$$\text{Odds} = e^{(\beta_n)}$$

Onde:

*Odds*: exponencial do próprio coeficiente;  
 $\beta_n$ : coeficiente.

E uma segunda possibilidade de análise intuitiva relacionada à magnitude dos coeficientes, é a estimativa do aumento percentual na chance de ocorrência do evento, frente ao aumento de uma unidade da variável independente. Para cálculo desta estimativa, basta-se

subtrair uma unidade do coeficiente exponencializado e multiplicar o resultado por 100, conforme Fernandes et al. (2020) (destaca-se que, quando a *odds* calculada for inferior a 1, resultado de uma direção negativa, a inversão do coeficiente facilita a interpretação e conforme será mais bem exemplificado no desenvolvimento do trabalho).

Realizadas as considerações sobre a técnica estatística adotada, para estimação do modelo discriminante utilizou-se como referência metodológica os 3 (três) passos sequenciais evidenciados por Hair et al. (2009):

- a) Seleção do método de estimação, utilizando a chamada estimação *stepwise* e onde a escolha se deu frente ao grande número de variáveis independentes apresentadas anteriormente. Neste sentido, o método consiste no processo sequencial de inclusão e exclusão de variáveis, resultado do processo contínuo de escolha das variáveis com maior poder discriminatório (considerando um intervalo de confiança de 95% neste estudo) de forma individual e integrada às demais variáveis, resultando em conjunto reduzido de discriminantes;
- b) Análise da significância estatística da função, verificando a significância no poder discriminatório do modelo como um todo e das variáveis de forma individual (atrelado à análise das variáveis e respectivos coeficientes) e;
- c) Elaboração do teste de acurácia do modelo, a partir da elaboração da matriz de classificações e análise das taxas de assertividade e erro evidenciadas.

Realizado a elucidação da metodologia adotada no estudo, evidenciando as discussões pautadas na literatura abordada e que a permeiam, busca-se na seção 4. RESULTADOS a apresentação dos resultados obtidos com aplicação da metodologia na amostra evidenciada, bem como uma análise crítica das estatísticas e acurácia do modelo desenvolvido, frente ao arcabouço de trabalhos discutidos neste trabalho.



## 4. RESULTADOS E ANÁLISES

A apresentação dos resultados contidos nesta seção, é dividido em 2 (dois) grupos de análise com focos distintos. O primeiro grupo compreende a evidenciação do modelo obtido, buscando um exame das variáveis discriminantes relevantes, sob a ótica da direção e magnitude, comparadas aos escassos modelos aplicados na saúde suplementar do Brasil. Já o segundo grupo, examina a capacidade preditiva do modelo a partir da sua aplicação e mensuração das taxas de erros e acertos, buscando realizar as ponderações frente aos critérios adotados em relação aos objetivos do estudo.

### 4.1 Elaboração do Modelo de Regressão Logística: definição das variáveis relevantes

Para o desenvolvimento do modelo, buscando a inclusão do menor número de variáveis frente a maximização do poder preditivo, foi utilizado o *software* Stata® e aplicação do método *Stepwise- Forwards*. Conforme apontado por Voda, Dobrotă, Țircă, Dumitrașcu & Dobrotă (2021), este consiste na combinação dos métodos *Uni-directional-Forward* e *Backwards*, selecionando, em ordem ascendente, as variáveis com o menor p-valor (o qual mensura a probabilidade de rejeição da hipótese nula, ou seja, que o coeficiente do termo é igual a zero e o que evidenciaria a não existência de associação entre a variável e o grupo) até o maior, porém, limitados a um nível de significância de 5% ( $p\text{-valor} < 0,05$ ).

Considerando o tamanho expressivo da amostra utilizada, inicialmente não há uma visão clara sobre a distribuição dos seus múltiplos aspectos. Ainda que a utilização da técnica de regressão logística possua superioridade à outras técnicas discriminantes no que tange à identificar estimadores consistentes, não enviesados frente ao não atendimento de determinados pressupostos, as estimativas dos erros padrões decorrentes podem não ser confiáveis, uma vez que a matriz de variância-covariância seja impactada por hipóteses de autocorrelação não nula dos erros e heterocedasticidade, conforme apontado por Neder (2011). Neste sentido, utilizou-se a chamada abordagem robusta (obtendo estimativas da variância pelo método de *Huber-White sandwich* no *software* Stata®) buscando não impor restrições ao modelo, mas a definição de estimadores consistentes na matriz de variância-covariância e que levem em consideração os erros decorrentes das hipóteses mencionadas (Neder, 2011).

Tabela 6 - Distribuição da frequência da variável dependente (OPS Falhas e Não Falhas)

<b>Classificação das OPS</b>	<b>Total de Observações</b>	<b>(%)</b>
Não Falhas	4.752	93%
Falhas	371	7%
<b>TOTAL:</b>	<b>5.123</b>	<b>100%</b>

Fonte: Elaborado pelo autor.

A partir das etapas relacionadas ao ajuste do modelo, frente ao rol de 52 variáveis, entre 48 numéricas referentes aos indicadores contábeis e 4 categóricas do tipo *dummy* relacionadas ao tipo de OPS (a estatística descritiva de todas as variáveis analisadas podem ser encontradas no APÊNDICE B – Estatística descritiva das OPS Falhas e APÊNDICE C – Estatística descritiva das OPS Não Falhas ). Foram 9 variáveis numéricas que se mostraram estatisticamente relevantes, conforme evidenciado na Tabela 7. Também destaca-se que, a partir da seleção das amostras pelo método *stepwise* e aplicação teste de robustez, foram eliminadas 38 observações da amostra, referente ao grupo das OPS da modalidade seguradoras, como medida de ajuste do modelo (modalidade representa a menor composição do grupo). Frente ao impacto causado pelo elevado grau de multicolinearidade, indicativo do grau que qualquer efeito de uma variável possa ser explicado ou previsto por outras variáveis da análise e podendo mascarar resultados (Hair et al., 2009), a modalidade Filantropia foi adotada como uma variável de controle no desenvolvimento do modelo (destaca-se, também, a eliminação da variável categórica referente a modalidade medicina de grupo, não se mostrando significativa,  $p < 0,01$ , e que será melhor discutido nas análises de ajustes do modelo).

#### **4.2 Estatística descritiva**

Evidencia-se na Tabela 7 a estatística descritiva das 7 variáveis numéricas que se mostraram com maior relevância estatística. Um exame aprofundado do ajuste do modelo será realizado nas seções posteriores, portanto, temos como principal objetivo neste tópico, uma análise das estatísticas descritivas obtidas, buscando suas contextualizações no que tange ao contexto da atividade das OPS no Brasil e demais análises frente à literatura.

Tabela 7 - Estatística descritiva das variáveis numéricas relevantes

Tipo	Cód.	Grupo de OPS	Descrição	Obs.	Mean	Std. Dev.	Min	Max
Lucratividade	V21	Falha (1)	EBITDA/ Receitas de Planos de Saúde	358	-0,02	0,14	-0,17	0,30
		Não Falha (0)		4.662	0,07	0,05	-0,17	0,29
Liquidez	V16	Falha (1)	Capital de Giro / Receita Total	370	-0,06	0,23	-0,23	0,83
		Não Falha (0)		4.749	0,10	0,25	-0,23	0,83
Alavancagem	V4	Falha (1)	Patrimônio Líquido / Ativo Total	371	0,19	0,28	-0,06	0,87
		Não Falha (0)		4.752	0,46	0,22	-0,06	0,87
Lucratividade	V48	Falha (1)	Log (EBITDA)	169	13,52	1,68	11,57	17,35
		Não Falha (0)		3.973	14,86	1,64	11,57	17,31
Liquidez	V36	Falha (1)	Ativos Financeiros/ Passivo Circulante	371	0,48	0,82	0,09	5,10
		Não Falha (0)		4.732	1,42	1,27	0,09	5,10
Liquidez	V37	Falha (1)	Ativos Financeiros + Recebíveis de Curto Prazo / Passivo Circulante	371	0,87	0,97	0,36	5,72
		Não Falha (0)		4.732	1,79	1,33	0,36	5,72
Atividade	V35	Falha (1)	Mensalidade Média (tíquete médio)	355	218,74	170,72	53,70	721,00
		Não Falha (0)		4.677	268,15	168,51	58,70	721,00

Fonte: elaborado pelo Autor.

A partir da literatura utilizada no levantamento das variáveis independentes, são observadas 2 variáveis relacionadas à atividade, 3 variáveis relacionadas à alavancagem e 2 relacionadas à liquidez e que, juntas, apresentaram a maior acurácia na discriminação entre os grupos de OPS falhas e não falhas. Conforme observamos na amostra como um todo, não são evidenciadas grandes diferenças entre os valores mínimos e máximos das variáveis, em detrimento do processo de winsorização para tratamento dos outliers, portanto, a partir da seleção dos limites inferiores e superiores de 5% e 95%, os valores que extrapolassem esses limites foram substituídos pelos valores críticos dos seus percentis (evitando a perda de dados, que poderiam evidenciar comportamentos relevantes para o estudo).

Ademais, conforme apontado anteriormente na literatura crítica sobre os problemas clássicos dos modelos de previsão, a seleção amostral tem o potencial de constituição de um grande ponto de viés do modelo desenvolvido (como exemplo, decorrente de critérios de inclusão e exclusão, seleção de amostra não representativa do objeto de estudos, entre outros pontos destacados). A amostra inicial utilizada, consistiu na totalidade dos registros de OPS conforme os critérios metodológicos apresentados e, a partir dos exames iniciais das

observações realizadas para cada variável e evidenciadas na Tabela 9, evidencia-se a uniformização entre a quantidade total de observações da amostra inicial e a amostra analisada, bem como entres as quantidades segmentadas pelos grupos de OPS falhas e não falhas. Portanto, há evidências de que as variáveis são representativas da população estudada e que a influência de *outliers* no modelo foram tratadas, de forma a preservar dados que tenham impacto relevante nas variáveis críticas do estudo, além da mitigação de potenciais vieses originados por comportamentos atípicos.

Como próximo passo, são analisadas as estatísticas descritivas das variáveis apresentadas. Destaca-se como principais objetivos o esclarecimento teórico do que cada variável se refere no que tange à atividade de uma OPS, bem como as diferenças de valores médios e dispersão entre os grupos dicotômicos.

A primeira variável analisada, sob o código V21, refere-se ao EBITDA, consistindo no lucro antes dos juros, impostos sobre o lucro, depreciações e amortização, em relação as receitas auferidas com as mensalidades obtidas pela atividade de operação de planos de saúde (a fórmula de cálculo tem como referência a metodologia contida no Anuário da ANS e descrita nos anexos juntamente com as fórmulas das demais variáveis analisadas). Em linhas gerais, é um indicativo popular e busca mensurar a eficiência operacional como um todo, mitigando parte dos efeitos relacionados à decisões de financiamento (como juros), além de ser um indicativo da capacidade operacional de geração de caixa. No que tange à OPS, resume-se aqui o EBITDA como reflexo das margens decorrentes de 4 (grupos) grupos geradores:

- I. Receitas com Operações de Assistência a Saúde, englobando, como exemplo, margens geradas pela mensalidade dos planos oriundos da sua carteira de clientes (chamado de contraprestações e adotado como denominador do indicador) e das demais rubricas relacionadas a prestação de serviços aos seus beneficiários;
- II. Outras Receitas Operacionais, possuindo um rol amplo de contabilizações, mas que, em linhas gerais, não são vinculados diretamente à prestação de serviços aos próprios beneficiários (engloba, dentre uma série de fatores, receitas com operações verticalizadas e taxas de administração em operações de assistência médica);
- III. Receitas Financeiras, compreendendo as atividades de caráter financeiro (destaque por também possuir grande representatividade, frente aos grandes volumes de capital regulador e livres mantidos por essas entidades);

IV. Receitas Patrimoniais, correspondendo à generalização das atividades relacionadas à fruição do patrimônio da OPS.

Observa-se nesta variável, direções distintas na média entre os grupos, onde as OPS classificadas como falhas apresentaram média negativa de 2%, sendo um comportamento esperado frente a expectativa de composição do grupo por agentes com operações ineficientes e/ou deficitárias (falhas), frente a média positiva do grupo de não falhas (positivo em 7%). As amplitudes, evidenciadas pelos valores de mínimo e máximo, entre os grupos são praticamente idênticas, mas que, no entanto, apresentam desvios padrões com grande discrepância. Os grupos de OPS falhas evidenciam um desvio padrão de 14%, ou seja, infere-se uma grande dispersão dos valores desta variável entre os agentes do grupo frente sua medida central (evidenciando valores consideravelmente diferentes, sejam negativos ou até mesmo positivo a níveis de comparação com agentes considerados eficientes e saudáveis, frente ao valor mínimo de -17% e máximo de 30%). Porém, quando analisado o grupo de OPS não falhas, observa-se um desvio padrão de 5% caracterizando uma dispersão reduzida frente ao grupo de OPS falhas e, portanto, apresentando um maior nível de proximidade entre seus componentes.

A despeito das motivações que possam estar vinculadas à grande dispersão da Margem EBITDA nas OPS falhas, o qual será examinado nas seções posteriores, conforme apontado por Altman & Sabato (2007) observa-se em uma variável de grande dispersão o apontamento para a potencial influência de valores *outliers* e conseqüentemente aumento dos erros de classificação do modelo resultante. No entanto, este comportamento se evidencia somente no grupo das OPS falhas, sendo um potencial indicador crítico desta classificação.

Altman & Sabato (2007) também apontam que, a partir da transformação logarítmica de indicadores com este comportamento, evidencia-se uma maneira da redução da dispersão e incorrendo na possibilidade do aumento da importância da informação evidenciada pela variável (com destaque para o significado de possibilidade, uma vez que, conforme proposição de discussões nas seções posteriores deste estudo, tal dispersão pode ser evidência de um comportamento com relevância discriminante). Com o intuito de teste de uma variável alternativa e seguindo Altman & Sabato (2007), no rol das variáveis independentes analisadas também foi calculada uma variável semelhante sob o código V48 (Log EBITDA), sendo o logaritmo do EBITDA e, tendo se mostrado relevantes pela metodologia discutida anteriormente, é examinada nesta seção.

A variável sob código V16, representa uma medida de liquidez e, evidenciando a proporção do capital de giro em relação à receita de todos os grupos geradores de receitas da

OPS, representa uma medida de disponibilidade de recursos circulantes das OPS para honrar com suas obrigações de curto prazo. Para uma interpretação mais intuitiva, objetiva evidenciar o quanto representa os valores relacionados ao ciclo operacional e demais obrigações de curto prazo em relação às vendas (como exemplo, considerando a média das OPS não falhas, a cada R\$ 1 de receitas cerca de R\$ 0,10 são destinados para o ciclo operacional e obrigações de curto prazo). Conforme destacado por Guimaraes & Nossa (2010), o capital de giro pode ser obtido pela diferença entre o ativo circulante e o passivo circulante e representa a capacidade da empresa honrar no curto prazo com suas obrigações, evidenciando desde as obrigações e recursos cíclicos da operação, bem como os demais passivos onerosos. Neste sentido, destaca-se que pela regulação em que as OPS estão submetidas há a necessidade de manutenção de provisões técnicas, representados pelas aplicações garantidoras no seu ativo, e que não podem ser utilizadas indiscriminadamente sem as devidas notificações e autorizações da ANS. Neste sentido, frente ao uso restrito, (como exemplo, não são uma fonte de curto prazo para honrar com as diversas despesas de curto prazo e possuindo sua liberação sujeita à aprovações mediante cálculos atuariais e variações na demanda da carteira de beneficiários), neste estudo subtraiu-se do ativo circulantes a rubrica relacionada à aplicações garantidoras. Com valores mínimos e máximos e desvio padrão semelhantes, a grande diferença entre os grupos é representada pela média, onde as OPS não falhas apresentam um indicador positivo de 0,1 e as falhas um indicador negativo em 0,06 (evidenciando a insuficiência de recursos circulantes para honrar com suas obrigações de curto prazo).

A variável V4 (Patrimônio Líquido / Ativo Total), constituindo um indicador de alavancagem, representa o quanto dos recursos de uma OPS é proveniente de capital próprio, portanto, também mostra o grau de dependência de recursos de terceiros da operação. Valores mínimos e máximos entre os grupos são iguais, evidenciando um desvio padrão do grupo de falhas superior ao de não falhas, um valor de 0,28 frente a 0,22, e com uma média inferior de 0,19 frente ao valor de 0,46 dos grupos de não falhas. Portanto, a amostra evidencia maior dependência do capital de terceiros das OPS falhas frente ao grupo de não falhas.

Conforme discussão apresentado sobre a grande dispersão relacionada a variável sob o código V21 (EBITDA/ Receitas de Planos de Saúde), examinando a Margem EBITDA, do grupo de OPS falhas, a utilização do logaritmo do indicador foi evidenciada como uma metodologia objetivando reduzir a dispersão. Neste sentido, a variável V48 (Log EBITDA) não representa a versão logarítmica puramente da margem EBITDA, porém, representa o logaritmo do valor EBITDA e que, após a aplicação do método *Stepwise- Forwards* somado à abordagem robusta, evidenciou-se a relevância do indicador.

Neste sentido, a estatística descritiva evidencia no indicador V48 (Log EBITDA) uma redução da quantidade de observações totais que se destaca frente as demais variáveis, com 169 e 3.973 respectivamente entre os grupos de falhas e não falhas. Sendo uma metodologia que visa reduzir a dispersão, se faz necessário destacar que, a amostra como um todo e independente dos indicadores, tem maior representatividade do grupo de não falhas (espera-se que, como decorrência de metodologias de ajuste de dispersão, os valores do maior grupo proporcional prevaleça). Neste sentido, e frente a transformação logarítmica, há uma congruência dos resultados evidenciados na estatística descritiva com esta expectativa, uma vez que a variável V48 (Log EBITDA) apresenta médias positivas entre ambos os grupos, falhas e não falhas, do valor EBITDA, incluindo mínimos e máximos, e com desvio padrão semelhantes (diferente do conteúdo informacional de V21 (EBITDA/ Receitas de Planos de Saúde), os valores médios do EBITDA se mostram negativos no grupo de falhas e positivo em não falhas).

Comparado as observações da variável V48(Log EBITDA) às de V21 (EBITDA/ Receitas de Planos de Saúde), o grupo de falhas, com uma quantidade de 169 observações na primeira, representa 47% e, do grupo de não falhas, uma representatividade de 85%. Uma possível explicação para tal redução, é justamente a eliminação de valores considerados *outliers* da amostra como um todo, como os valores negativos do EBITDA, prevalecendo a seleção do *range* de maior concentração, ou seja, nos valores positivos (apresentando maior impacto na redução de observações do grupo das OPS falhas, reduzindo em cerca de 53% frente à quantidade evidenciada na estatística descritiva de V21). Portanto, questiona-se se o uso das versões logarítmicas das variáveis neste estudo, decorrentes de amostras com características semelhantes nas proporções e contextos aqui destacados, poderia acarretar na eliminação de informações críticas na discriminação dos grupos analisados (uma indagação sobre representar, ou não, uma boa prática de ajuste metodológico frente aos objetivos do modelo e o setor em questão).

Sequencialmente, se mostra pertinente uma análise conjunta das variáveis e V37 (Ativos Financeiros + Recebíveis de Curto Prazo/ Passivo Circulante), sendo ambos indicadores de liquidez das OPS analisadas. A variável V36 (Ativos Financeiros/ Passivo Circulante) evidencia a relação da proporção dos recursos financeiros de curto prazo, representado neste estudo pelas aplicações garantidoras e livres das OPS, frente as obrigações de curto prazo como um todo (passivo circulante). Já a variável V37 (Ativos Financeiros + Recebíveis de Curto Prazo/ Passivo Circulante) adiciona a rubrica dos recebíveis de curto prazo ao total das aplicações garantidoras e livres, representando a proporção da somatória desses ativos frente ao passivo circulante. Portanto, evidencia-se na amostra ativos classificados como circulantes,

com expectativas semelhantes no que tange à liquidez, mas que a estatística descritiva e o próprio modelo evidenciam comportamentos com grande distinção.

Observa-se na variável V36 (Ativos Financeiros/Passivo Circulante), uma média no grupo de OPS não falhas de 1,42 e o que evidencia um superávit das suas aplicações em relação as obrigações de curto prazo de 42%. Já nas OPS falhas, observa-se uma representatividade de 0,48 e, portanto, uma média evidenciando aplicações inferiores em cerca de 52% em relação ao montante do seu passivo circulante. Ademais, evidencia-se uma quantidade de observações semelhantes à maior parte das demais variáveis, exceto pela variável V48 (Log EBITDA), valores mínimos e máximos semelhantes entre os grupos, mas que, no entanto, apresentando elevado desvio padrão em OPS falhas como também em não falhas.

Já na variável V37 (Ativos Financeiros + Recebíveis de Curto Prazo/ Passivo Circulante), a qual inclui os recebíveis de curto prazo, conforme esperado é destacado um aumento nas médias de ambos os grupos, mas com manutenção da característica de excedentes dos respectivos recursos para o grupo de não falhas e falta para o grupo de falhas, além de permanência do elevado desvio padrão característico dos dois grupos (evidências de uma grande dispersão frente as respectivas médias e valores mínimos e máximos).

Conforme será abordado posteriormente na análise dos coeficientes do modelo logístico, apesar da semelhança dos indicadores há grandes diferenças no que tange à discriminação entre os grupos.

Por fim, a V35 (tíquete médio) representa uma variável relacionada ao tíquete médio característico dos grupos estudados. Rauch e Wende (2015), em um exame dos fatores de impacto no índice de solvência de seguradoras alemãs, apontam que estratégias relacionadas aos prêmios de mercado pela política de preços, podem levar à resultados com impactos desfavoráveis no curto prazo, aumentando a exposição aos riscos de insolvência (como exemplo, políticas de precificação agressivas podem acarretar rápido crescimento no curto espaço de tempo, mas com potenciais desvantagens frente a insuficiência do crescimento das reservas e aumentando o risco de liquidez da companhia) . Portanto, a variável tem como objetivo um exame das características da média dos prêmios de mercados praticados nas OPS classificadas como falhas e não falhas.

Neste sentido, observa-se nas OPS falhas uma média do indicador em cerca de R\$ 218,74 e se mostrando inferior à média de R\$ 268,15 praticada pelo grupo de não falhas. No entanto, destaca-se uma elevada dispersão entre ambos frente a um desvio padrão semelhante. Portanto, não evidenciando de imediato uma característica de grande impacto discriminante entre os grupos relacionados à esta variável.

Considerando a contextualização da estatística descritiva entre os grupos e a explicação do significado informacional das variáveis frente ao setor em que as OPS atuam, temos referências das características discriminantes da amostra a partir da qual o modelo foi resultado. Desta forma, utiliza-se dos parâmetros de cada grupo no exame das direções e magnitudes dos coeficientes obtidos (permitindo uma comparação com a literatura frente aos resultados esperados e o que de fato é evidenciado pelo modelo).

### 4.3 Análise do Modelo de Regressão Logística obtido

As seções anteriores evidenciaram a metodologia a partir da qual as variáveis evidenciadas na Tabela 9 constituíram a versão final do modelo. Portanto, na avaliação do seu ajuste, foram analisadas as significâncias estatísticas das variáveis incluídas pela aplicação do teste de *Wald*.

Tabela 8 - Medidas de ajuste global do modelo

Medidas de avaliação do ajuste global		Valores
N° de Obs.	=	3.018
Wald chi2 (9)	=	167,09
Prob > chi2	=	0,0000
Pseudo R2	=	0,3948
Log pseudolikelihood	=	- 225,7015

Fonte: elaborado pelo Autor.

Em linhas gerais, o teste de *Wald* buscar rejeitar a hipótese nula, ou seja, de que a amostra apresenta evidências de correlação inexistente entre a variável dependente e independente na população, frente a um determinado nível de significância adotado no estudo de 1% ( $p\text{-valor} < 0,01$ ). Destaca-se que o teste Wald apresenta uma distribuição Qui-quadrado e definida pela razão do quadrado do coeficiente e seu erro padrão. Ou seja, a Tabela 8 evidencia que a estatística do teste *Wald* Qui-quadrado para as 9 variáveis independentes do modelo é de 167,09 e associada à um  $p\text{-valor} < 0,01$  e rejeitando a hipótese nula. Portanto, os coeficientes do modelo se mostram estatisticamente diferente de 0. Ademais, de uma maneira intuitiva o pseudo R2 de *Cox e Snell*, evidenciando a relação entre as variáveis independentes e a dependente, mostra que cerca de 39,48% das mudanças na variável dependente são explicadas pelas variáveis independentes (no entanto, não representa um teste de acurácia do modelo, o qual será examinado pela aplicação do modelo na amostra teste).

Tabela 9 - Estatística do modelo logístico obtido

Variável	Descrição	Coef.	Robust Std. Err.	P>  z
V21	EBITDA/ Receitas de Planos de Saúde	9,4011	1,5525	0,0000
V16	Capital de Giro / Receita Total	-6,2664	1,3215	0,0010
VC2	Autogestão	-1,8456	0,7510	0,0014
V4	Patrimônio Líquido / Ativo Total	-5,8079	0,9209	0,0000
V48	Log de Fluxo de Caixa	-0,5436	0,0999	0,0000
VC3	Cooperativa	-0,9520	0,3337	0,0040
V36	Ativos Financeiros/ Passivo Circulante	-2,9077	0,5554	0,0000
V37	Ativos Financeiros + Recebíveis de Curto Prazo / Passivo Circulante	2,4093	0,5502	0,0000
V35	Ticket Médio	0,0030	0,0010	0,0030
Cons.	Constante	4,1431	1,2770	0,0010

Fonte: elaborado pelo Autor.

Conforme destacado anteriormente, buscando análises intuitivas adota-se inicialmente a interpretação dos coeficientes a partir do exame da direção e impacto na variável dependente. Seguindo as referências interpretativas apontadas anteriormente por Hair et al. (2009) e Fernandes et al. (2020), destacamos como diretrizes iniciais:

- a) Coeficientes com sinal positivo indicam uma associação positiva com o aumento da probabilidade de ocorrência do evento e o inverso caso o sinal se mostre negativo;
- b) Quanto mais distante o coeficiente estiver de 1, independente da sua direção, maior será o impacto da variável independente sobre o evento;

A partir da comparação das análises decorrentes das 2 etapas mencionadas, é realizado uma análise crítica frente a literatura abordada. Conforme apresentado anteriormente, as variáveis contínuas consistem nas medidas financeiras e que são utilizadas para análise do desempenho entre os grupos de OPS (as variáveis que se mostraram relevantes no modelo representam os grupos de: atividade, alavancagem, liquidez e lucratividade). Portanto, buscando uma uniformidade nas discussões dos resultados obtidos com a literatura, as comparações serão realizadas pelos agrupamentos cujas respectivas variáveis tiveram maior impacto no modelo (maiores coeficientes, independente da direção).

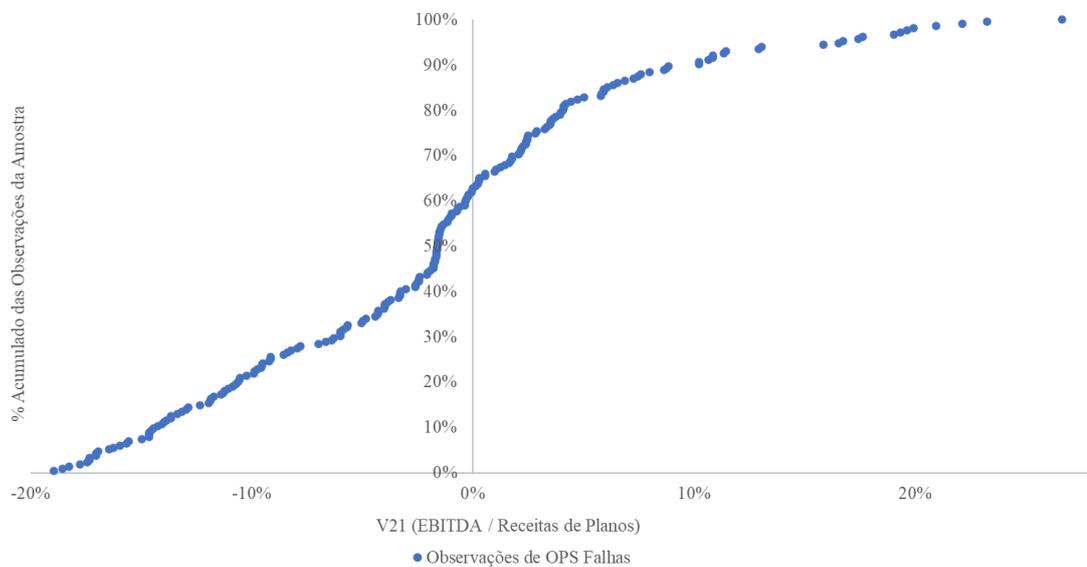
Iniciando as análises pelo grupo relacionado à lucratividade, Assaf Neto (2017) destaca que o resultado de uma empresa, neste caso adotado como sinônimo de lucratividade, é

resultado dos retornos relacionados as decisões de ativo, como os custos provenientes das decisões de financiamento. Com um foco específico na medida EBITDA, constituindo o indicador componentes das duas variáveis do grupo, refere-se à mensuração do quanto uma empresa gera de recursos financeiros da sua atividade (medida desconsidera juros, impostos sobre a renda e amortizações) e sendo referência, dentre um rol de possibilidades, para: avaliação da qualidade da gestão operacional do caixa da companhia e mensuração do valor de uma empresa, onde quanto maior o indicador também espera-se um valor maior da empresa (Assaf Neto, 2017).

Considerando a expectativa de quanto maior o EBITDA, mais saudável se mostra a empresa, temos a variável V48 (Log EBITDA) apresentando um coeficiente negativo e alinhado à literatura, apresenta uma associação negativa com o aumento da probabilidade de falha na OPS, e paradoxalmente, partindo de um exame superficial, a variável V21 (EBITDA/ Receitas de Planos de Saúde) apresenta um coeficiente positivo (indicando uma associação positiva com o aumento da probabilidade de falha na OPS). Portanto, variáveis cuja o EBITDA apresenta direções distintas no que tange ao impacto para aumento da probabilidade de falha.

Para entendimento deste comportamento, se faz necessário destaques sobre a amostra utilizada para desenvolvimento do modelo. O grupo de OPS falhas apresentou uma média negativa de 2% na variável V21 (EBITDA/ Receitas de Planos de Saúde), frente a uma margem positiva em 7% no grupo de não falhas. Portanto, considerando o objetivo de discriminação do grupo de falhas, a referência de V21 (EBITDA/ Receitas de Planos de Saúde) para o grupo é de uma margem média negativa (maior parte das observações são negativas).

Gráfico 11 - Dispersão das observações de OPS falhas V21 (EBITDA/Receitas de Planos de Saúde)



Fonte: elaborado pelo autor.

Nota: gráfico realizado unicamente para a V21 (EBITDA/ Receitas de Planos de Saúde), objetivando a visualização da sua dispersão frente à direção obtida e, inicialmente, mostrando uma direção contrária ao esperado.

O Gráfico 11 evidencia uma maior concentração das observações de OPS falhas em V21 (EBITDA/ Receitas de Planos de Saúde) no intervalo de valores negativos, cerca de 60%, e uma concentração acumulada ainda maior até o valor equivalente à média evidenciada no grupo de não falhas (mais de 85% das observações de OPS falhas concentradas até o valor máximo de 7% de margem EBITDA, representada pela variável V21).

Portanto, observamos que a medida da margem EBITDA, como um indicador de eficiência operacional do modelo, se mostra alinhado à literatura, onde OPS falhas apresentam a prevalência de médias negativas e/ou inferiores à OPS não falhas. Neste sentido, evidencia-se que a interpretação somente das direções dos coeficientes podem levar à vieses na interpretação do modelo, o que é corroborado por Hoetker (2010) no exame de pontos críticos relacionados ao uso de modelos *logit* e *probit*: a estrutura não linear desses modelos podem gerar resultados contraintuitivos, onde a magnitude e direção podem variar ao longo das observações (o que se deve, por exemplo, pela interação entre variáveis no modelo).

Conforme abordado, há estudos que utilizam a transformação logarítmica, evidenciando uma metodologia para redução da dispersão buscando o aumento da importância da informação evidenciada pela variável. No entanto, considerando aspectos específicos da amostra, a qual julga-se representativa do setor, a proporção do grupo de não falhas sobre falhas poderia motivar uma opção do pesquisador para normalização mas que, no entanto, gerando resultados

enviesados (suprimindo o comportamento real do grupo). Como exemplo, a própria variável V48 (Log EBITDA) apresenta um coeficiente de negativo próximo de zero (cerca de 0,5) e, portanto, não evidenciando grande impacto no que tange à diferenciação entre os grupos frente as demais variáveis.

Diferente dos estudos apresentados por S. L. Alves (2006), o qual coloca um foco maior no dimensionamento do capital regulatório e capital como fatores discriminantes entre os grupos e, portanto, com maior impacto no desenvolvimento do seu modelo, os resultados aqui discutidos evidenciam a grande magnitude do desempenho operacional sobre a probabilidade de falha. Já os modelos de Guimaraes & Alves (2009) e Bragança et al. (2019) apresentaram a relevância de variáveis medindo o resultado líquido, no entanto, onde o coeficiente apresenta uma magnitude em maior grau no primeiro estudo e outra muito pequena no segundo. Sendo a margem EBITDA uma medida com foco na operação, expurgando efeitos de custos decorrentes das decisões de financiamento, é destacado como um ponto de contribuição ao comparar os estudos de Guimaraes & Alves (2009) e Bragança et al. (2019), o fato de que, essas despesas onerosas se mostram como agravantes, visto que a própria atividade de prestação de serviços de planos de saúde deficitária ou insuficiente (reflexo da operação) já se mostra como ponto fundamental no aumento da probabilidade de falha (resumidamente, a qualidade da operação possui um peso maior, frente ao papel de agravante decorrente dos custos das decisões de financiamento).

Evidencia-se, portanto, a contribuição na evidência de que as margens operacionais possuem grande impacto no que tange à probabilidade de falha em uma OPS e onde, frente aos desafios relacionados ao envelhecimento, inflação médica e demais outros pontos apresentados neste trabalho, trazem um sinal de alerta pelos impactos esperados no aumento dos custos de prestação do serviço e estreitamento das margens.

O segundo grupo analisado, abrange as variáveis relacionadas à liquidez e representadas sob os códigos V16 (Capital de Giro / Receita Total), V36 (Ativos Financeiros/ Passivo Circulante) e V37 (Ativos Financeiros + Recebíveis de Curto Prazo / Passivo Circulante). Conforme apontado no exame da estatística descritiva, são medidas de disponibilidade de recursos circulantes das OPS para honrar com suas obrigações de curto prazo (a expectativa genérica é de que, quanto maior a proporção desses ativos, menor as chances de falha).

Observa-se a ocorrência das direções esperadas nas variáveis V16 (Capital de Giro / Receita Total) e V36 (Ativos Financeiros/ Passivo Circulante), nas quais os coeficientes evidenciam uma associação negativa com o aumento da probabilidade de falha, de 6,3 e 2,9 respectivamente (também apresentando grande magnitude em relação ao papel discriminante

entre os grupos de OPS falhas e não falhas). No entanto, contrariando a expectativa inicial, a V37 (Ativos Financeiros + Recebíveis de Curto Prazo / Passivo Circulante) mostra um direcionamento no qual seu aumento é associado positivamente com o aumento da probabilidade de falha.

Retomando as características amostrais evidenciadas na estatística descritiva, a variável V37 (Ativos Financeiros + Recebíveis de Curto Prazo / Passivo Circulante) representa a totalidade dos disponíveis de curto prazo para que a OPS possa honrar com suas obrigações, e o que mostra uma média de insuficiência no grupo de falhas (representam 87% do passivo circulante). Quando comparado à V36 (Ativos Financeiros/ Passivo Circulante), a qual possui uma média de 48% (representado majoritariamente pelas aplicações livres e garantidoras de provisões técnicas), evidencia-se que cerca de 39% da média do montante de disponibilidades está concentrada em recebíveis. Neste sentido, destaca-se o trabalho de Guimaraes & Nossa (2010) sobre capital de giro, lucratividade, liquidez e solvência de OPS, onde os autores evidenciam que grandes volumes de recebíveis requerem atenção, podendo inclusive indicar um balanço irreal de contas a receber, dado as características do setor (como a preponderância de recebimentos em pré-pagamento, diferente do evidenciado na maior parte de outros setores).

Destacando os resultados de S. L. Alves (2006), concluindo a partir do seu modelo a relação negativa do aumento da probabilidade de insolvência frente ao aumento do capital e a relação positiva entre ausência de garantias financeiras e aumento da chances de insolvência, as variáveis V16 (Capital de Giro / Receita Total) e V36 (Ativos Financeiros/ Passivo Circulante) apresentam consonância com as direções apontadas pelo autor. Além disso, evidencia-se como destaques a V37 (Ativos Financeiros + Recebíveis de Curto Prazo / Passivo Circulante), destacando um comportamento específico do setor, onde OPS com insuficiência na disponibilidade de recursos de curto prazo frente ao passivo circulante, apresentam um direcionamento positivo entre o aumento dos recursos concentrados nos recebíveis e das chances de falha.

Já na análise do espectro de alavancagem, evidenciado no modelo pela variável V4 (Patrimônio Líquido / Ativo Total), é observado um coeficiente negativo, portanto, espera-se que o aumento da participação do capital próprio impacte na diminuição das chances de falha (na estatística descritiva, é evidenciado uma média superior da proporção do PL como fonte financiadora dos ativos nas OPS não falhas, em relação ao grupo de falhas).

Temos como última variável contínua a V35 (tíquete médio) representando o grupo de indicadores relacionados à atividade. Kovalová (2019) aponta que este grupo de indicadores

mensuram o impacto de diferentes “*inputs*” na atividade, resultando na expectativa de maior eficiência operacional (ligado, portanto, à diminuição das chances de insolvência). No presente modelo tivemos o tíquete médio como estatisticamente discriminante no intervalo de confiança selecionado, porém, seu coeficiente é muito próximo de zero e apresentando baixa magnitude na discriminação dos grupos (portanto, não se mostra como um grande diferencial do modelo).

Por fim, são evidenciadas 2 variáveis categóricas do modelo sob os códigos VC2 (pertencer ou não à modalidade de autogestão) e VC3 (pertencer ou não à modalidade cooperativa). Modelos como o de S. L. Alves (2006) e Bragança et al. (2019) evidenciaram a relevância estatística de variáveis relacionadas à categoria de uma OPS e a direções apontando sobre associações com o aumento, ou diminuição, das chances de falha. Apesar do estudo de S. L. Alves (2006) não evidenciar o impacto esperado no que tange a associação positiva ou não, Bragança et al. (2019) evidencia significância da modalidades como Cooperativas e Filantropias associadas negativamente com o aumento das chances de falhas e o que corrobora o estudo de Zhang & Nielson (2015), destacando a expectativa de uma relação negativa do aumento de chances de insolvência e o pertencimento à um determinado grupo.

Tabela 10 - Variáveis categóricas de coeficiente negativo

Variável	Descrição	Coef.
VC2	Autogestão	-1,8456
VC3	Cooperativa	-0,9520

Fonte: elaborado pelo Autor.

Considerando as referências das modalidades de OPS do modelo, ambas variáveis apontam para uma direção onde seu aumento apresenta uma associação negativa com o incremento das chances de insolvência. O maior impacto é evidenciado por pertencer à modalidade de Autogestão, variável VC2, com um coeficiente negativo de 1,8 e seguido da variável VC3, pertencer à modalidade cooperativa, com coeficiente negativo de 0,95. Portanto, quando considerado determinadas forças inerentes das modalidades, tais como regulações relacionadas, por exemplo, a regras de solvência mais brandas para autogestões frente à determinados outros grupos (sendo necessário destacara que possuem um objetivo operacional distinto das demais, conforme discutido anteriormente) e as cooperativas, enquadradas na Lei nº 5.764 / 1971, ou Lei das Cooperativas. Entre uma série de pontos abordados na Lei das Cooperativas, destaca-se as isenções tributárias, e além da esfera jurídica, a força decorrente do próprio modelo operacional, representado pelas cooperativas de trabalho UNIMED que correspondem praticamente a totalidade das OPS desta modalidade, sintetizado pela coordenação e padronização em uma estrutura horizontal descentralizada, conforme apontado

por C. Duarte (2001) sobre a história e característica da cooperativa de trabalho médico no Brasil, e representam características competitivas distintivas (dentre uma série de outros pontos).

A partir da contextualização e exame do modelo obtido frente a sua amostra, setor e comparações com pesquisas específicas sobre o tema na saúde suplemente do Brasil, foram evidenciados diferenciais, derivados principalmente de fatores relacionados às diferenças no objetivo e metodologia da aplicação de modelos de previsão de falha empresarial. Portanto, busca-se nas próximas seções a apresentação da acurácia preditiva do modelo, bem como a sumarização dos resultados obtidos, limitações e oportunidades para novas pesquisas.

#### **4.4 Análise de acurácia do modelo**

O teste de acurácia do modelo tem como referência o trabalho de Fernandes et al. (2020), realizando no seu estudo a aplicação do modelo obtido em uma amostragem aleatória, gerada a partir da própria base utilizada, elaborando a tabela de classificação (também conhecida por matriz de confusão) e avaliada sob 3 (três) conceitos: acurácia, sensibilidade e especificidade (abordado em seguida, no teste do modelo).

Conforme destacado, em um contexto de classificação é estabelecido um valor de *cut-off* e que representa o *score* discriminante entre os grupos. A partir desta referência, a matriz de confusão evidencia os resultados da classificação do modelo, evidenciando os acertos, empresas falhas e não falhas classificadas corretamente, e os erros, popularmente chamados de Tipo I (quando uma empresa falha é classificada como não falha) e Tipo II (quando uma empresa não falha é classificada como falha). Portanto, valores distintos de *cut-off* implicam diretamente nas proporções de acertos, bem como de erros.

Observa-se nos modelos aplicados na saúde suplementar, sendo um reflexo da popularidade das aplicações na literatura como um todo, uma predominância na evidenciação da acurácia de modelos utilizando valores de *cut-off* de 0,5. No entanto, conforme destacado nos trabalhos críticos de López & Calafell (2008) e Balcaen & Ooghe (2006), os custos de má classificações (*cost of misclassification*) devem ser considerados na escolha do *cut-off* visto que determinados erros do modelo possuem “custos” maiores do que outros para uma determinada análise (um *cut-off* de 0,5 equivale à considerar pesos iguais entre os erros Tipo I e Tipo II) . Portanto, examina-se a acurácia do modelo considerando diferentes valores de *cut-off*, uma vez

que, considerando o objetivo de identificação de OPS com evidências de problemas operacionais que possam levar à liquidação, erros do Tipo I (quando uma empresa falha é classificada como não falha) apresentam um custo maior para utilização dos *stakeholders* frente aos erros do Tipo II (quando uma empresa não falha é classificada como falha).

Tabela 11 – Classificações realizadas pelo modelo

Classificação	Predição (P)		Total
	Falhas (D)	Não Falhas (~D)	
+	63	267	330
-	18	2.670	2.688
<b>Total</b>	<b>81</b>	<b>2.937</b>	<b>3.018</b>

Nota: classificações realizadas considerando um *cut-off* de 5%, onde classificação + refere-se ao grupo de OPS Falhas e classificação – ao grupo de OPS Não Falhas.

Tabela 12 - Estatística da acurácia discriminante do modelo

Indicador	Fórmula	Valor
Sensibilidade	Pr (+/ D)	77,8%
Especificidade	Pr (+/ ~D)	90,9%
Valor preditivo positivo	Pr (D/ +)	19,1%
Valor preditivo negativo	Pr (~D/ -)	99,3%
Taxa de falso positivo para Não Falhas	Pr (+/ ~D)	9,1%
Taxa de falso negativo para Falhas	Pr (-/ D)	22,2%
Taxa de falso positivo para classificações positivas	Pr (~D/ +)	80,9%
Taxa de falso negativo para classificações negativas	Pr (D/ -)	0,7%
<b>Classificados corretamente</b>		<b>90,6%</b>

Fonte: elaborado pelo autor.

Considerando o *cut-off* de 5%, a partir da Tabela 12 temos as medidas de ajuste e desempenho do modelo:

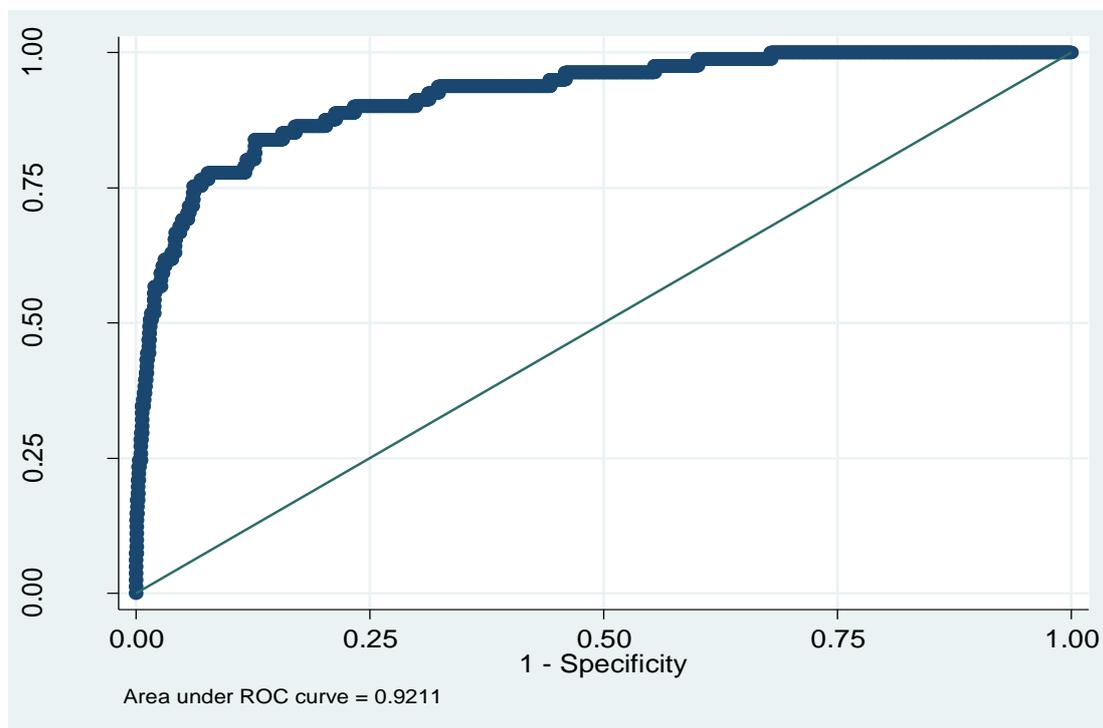
- Sensibilidade de 77,8%, ou seja, o percentual de classificações corretas do evento de interesse (63 classificações corretas em relação ao total de 81 previsões de OPS falhas);
- Especificidade de 90,9%, correspondendo ao percentual de classificações corretas de OPS não falhas (2.670 classificações corretas frente ao total 2.937 previsões de não falhas);

- c) Acurácia de 90,6%, consistindo na proporção das classificações corretas dos verdadeiros positivos e negativos (portanto, 63 classificações corretas de OPS falhas e 2.670 classificações corretas de não falhas frente ao total 3.018 previsões.)

Conforme destacado sobre os efeitos de escolha do *cut-off*, se faz necessário uma análise crítica sobre *tradeoff* entre sensibilidade e especificidade uma vez que, ao aumentar uma, a outra diminui (Fernandes et al., 2020). O objetivo do estudo é o desenvolvimento de um modelo essencialmente servindo como uma ferramenta de alerta para o risco de potenciais falhas. Deixar de identificar uma OPS com uma operação evidenciando indícios de falha empresarial, portanto, gerando aumento dos Erros Tipo I, possui um custo maior do que classificar OPS não falhas como falhas (aumento dos Erros Tipo II). A escolha de um *cut-off* de 5% representa, portanto, uma medida de ampliação da sensibilidade do modelo, equivalendo à maximização da previsão do evento de interesse, objetivando também minimizar o impacto da sua melhora preditiva ao custo da diminuição da especificidade.

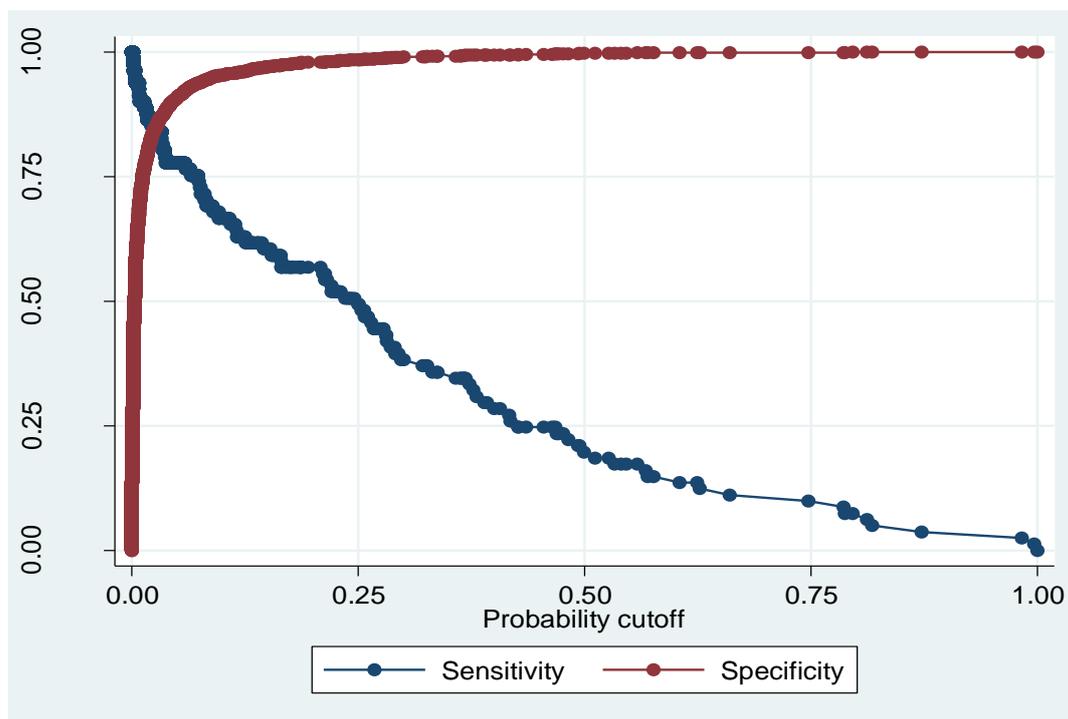
Neste sentido, Fávero & Belfiore (2017) destacam como forma de visualização gráfica da relação entre sensibilidade e especificidade para diferentes pontos de corte, a utilização da Curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*). Quanto maior a área abaixo da curva ROC frente a reta diagonal, conforme evidenciado na figura 5, maior é a capacidade discriminatória do modelo e, contrariamente, quanto mais perto da reta, menor é o poder discriminatório.

Gráfico 12 - Curva ROC decorrente do modelo



Fonte: elaborado pelo autor.

Observamos que a área abaixo da curva ROC é de cerca de 92%, sendo o valor representativo da capacidade discriminatória do modelo. No entanto, no que tange à discussão do *tradeoff* entre sensibilidade e especificidade, a Figura 6 evidencia a relação da distribuição da sensibilidade e especificidade do modelo frente ao *cut-off*. Observa-se um cruzamento entre ambos em um valor baixo do ponto de corte, evidenciando OPS falhas em uma proporção muito inferior frente ao total de OPS não falhas da amostra analisada.

Gráfico 13 - Sensitividade vs. Especificidade em diferentes níveis do *cut-off*

Fonte: elaborado pelo autor.

Neste sentido, conforme a literatura aponta, é observado no modelo o *tradeoff* em relação ao aumento do *cut-off*, partindo dos valores mais baixos do ponto de corte, acarretando o decréscimo da sensibilidade e aumento da especificidade. Portanto, a Figura 6 mostra graficamente a associação negativa do poder discriminatório de OPS falhas do modelo, à medida que o *cut-off* aumenta (distanciando dos valores mais baixos).

Por fim, é destacado um modelo visando contribuir à utilização na saúde suplementar do Brasil, mas que, semelhante aos demais, são baseados na amostra e período de observação. Conforme apontado no desenvolvimento do estudo, novos modelos devem ser elaborados buscando captar mudanças no setor ao longo do tempo, além da busca constante de novas técnicas estatísticas, variáveis analisadas e outros aspectos metodológicos que possam contribuir não somente na ampliação da acurácia, mas no aprofundamento do entendimento das relações na saúde suplementar aos seus diversos *stakeholders*.

## 5. CONCLUSÃO

Ao longo do estudo buscou-se a contextualização do que consiste a saúde suplementar no Brasil, sua relevância no sistema de saúde do país e os desafios frente as mudanças que levam o setor à uma oligopolização. Iniciamos avaliando sobre os impactos do fenômeno da transição demográfica e epidemiológica, que colocam ainda mais em evidência a necessidade de um sistema de saúde com estruturas capazes de atender uma população crescente, envelhecendo e de um país com dimensões continentais (o que amplia a complexidade do tema).

Apesar da grande relevância do sistema público, problemas como o subfinanciamento (impactando no racionamento na oferta de serviços médico à população) reforçam o papel da saúde suplementar, representada pelas OPS na oferta de seguros privados, para provimento de serviços médicos à população. Portanto, temos um setor abrangendo mais de 48,9 milhões de pessoas, além de uma grande representatividade econômica, mas que, paradoxalmente, vem diminuindo a quantidade de OPS ofertando o serviço ao longo do tempo (levando à potencial oligopolização do setor).

Pesquisas apontam para diversas origens que contribuem no fenômeno, tais como o crescimento dos custos de operação, impactos da regulação e aumento da concorrência frente a atratividade do setor à investimento por grandes *players*. O foco do estudo, se deu no exame das OPS que encerraram compulsoriamente suas atividades em virtude de problemas que a impedissem na continuidade da prestação de serviços de forma adequada (as quais consideramos aqui, um dos maiores impactos causados pela saída de uma OPS à sociedade). Para tanto, utilizou-se da literatura de modelos de previsão de falhas, buscando o desenvolvimento de uma ferramenta de alerta para os *stakeholders*, além da promoção do maior entendimento dos fatores relacionados ao encerramento compulsório de uma OPS.

No desenvolvimento do modelo, foram analisados diversos estudos examinando desde as técnicas estatísticas mais populares e adequadas ao objetivo, trabalhos buscando a previsão de falhas na saúde suplementar do Brasil e críticas relacionadas à linha de pesquisa e seus problemas clássicos. O intuito foi a busca do embasamento para mitigação de vieses no modelo, contribuindo na acurácia na previsão do evento de interesse e análise dos fatores relacionados à falha de uma OPS.

Como resultado deste processo, optou-se pela escolha do modelo estatístico de regressão logística. As motivações pela escolha da técnica podem ser elencadas conforme apontamentos de Nair (2019), onde:

- a) Não há suposições sobre a distribuição dos dados relacionados as variáveis independentes;
- b) A utilização da probabilidade máxima, ou máxima verossimilhança, auxilia na identificação da melhor variável independente com poder preditivo do valor da variável dependente;
- c) A técnica de regressão logística se mostra apropriada quando a variável dependente pode ser expressa em termos qualitativos (como a forma binária entre solventes e não solventes nos estudos de predição de falhas empresariais);
- d) A probabilidade de problemas financeiros pode facilmente se tornar predições pela utilização do método;
- e) Os resultados de análises de regressão logística podem ser interpretados com maior intuitividade.

Em relação ao desenho da pesquisa, foram utilizadas como referências as pesquisas alinhadas ao tema em dois principais campos: aquelas aplicadas na saúde suplementar do Brasil para desenvolvimento de novos modelos e as de caráter crítico sobre problemas clássicos das técnicas estatísticas e metodológicos.

São destacados no trabalho, pontos metodológicos comuns aos trabalhos aplicados nas OPS do Brasil, resumindo em grande parte o objetivo de previsão de insolvência/falha em 1 (um), 2 (dois) ou mais anos anteriores à ocorrência do evento. No entanto, são discutidos pontos de melhora, conforme literatura crítica, relacionados à definição do que consiste a insolvência ou falha, aspectos sobre representatividade da amostra em relação a população analisada e vieses derivados da metodologia e objetivos.

Como exemplo, em grande parte dos estudos aplicados no setor, a insolvência/falha é definida como as OPS com PL negativo e, através de uma avaliação *ex-ante* (como 1 ano anterior ao contexto de PL negativo), o poder preditivo *ex-post* é derivado. Portanto, a literatura adereça críticas à análises do gênero, ao passo que situação de insolvência/falha não é analisada como um processo e o que acaba, por exemplo, por gerar modelos pobres na explicação real do evento. Outras críticas apresentadas e examinadas, são relacionadas à presunção de estabilidade e dados estacionários e critérios metodológicos que potencializam a não representatividade amostral (tais como não aleatoriedade na seleção da amostra, critérios e superestimação de agentes falhos, seleção não efetiva de indicadores e demais outros).

Baseados nas pesquisas, o desenho do estudo também adotou como diretriz a mitigação dos potenciais vieses encontrados na literatura. Portanto, o modelo foi derivado de uma amostra

contendo 5.123 observações de OPS entre os anos de 2014 e 2020. A definição de falha teve como referência a definição legal da ANS relacionadas às OPS com cancelamento compulsório dos seus registros (como liquidação extrajudicial). Por fim, o modelo é resultado das variáveis que melhor discriminaram, no período analisado, os grupos de OPS não falhas (continuam operando e com registro ativo) daquelas consideradas falhas (tiveram o cancelamento compulsório, segundo os critérios descritos, em algum momento do período analisado).

Como destaques das variáveis relevantes, temos evidência discriminante da eficiência operacional entre os grupos (mensurada pela margem EBITDA) e sinalizando que as OPS falhas apresentam ineficiência ou déficit na operação de planos de saúde (portanto, sinalizando problemas na saúde financeira anteriormente, por exemplo, aos impactos diretos de decisões como as de financiamento). São resultados que corroboram afirmações como de Araújo & Silva (2018), os quais apontam sobre a saída de OPS em virtude de diversos fatores que culminam no aumento de custos e corrosão de margens.

Também é enfatizado a evidência discriminante relacionada à conta de recebíveis de curto prazo na classificação de OPS falhas. Os resultados corroboram estudos como o de Reis et al. (2021), evidenciando a associação positiva de instauração de regimes especiais de direção fiscal e técnica e o ciclo financeiro, e o de Guimaraes & Nossa (2010) apontando que grandes volumes de recebíveis requerem atenção, podendo inclusive indicar um balanço irreal de contas a receber, dado as características operacionais distintivas da saúde suplementar (como a preponderância de recebimentos em pré-pagamento, diferente do evidenciado na maior parte de outros setores).

Por fim, foram realizados os apontamentos relacionados à decisões sobre os custos de erros do Tipo I (quando uma empresa falha é classificada como não falha) e Tipo II (quando uma empresa não falha é classificada como falha) na escolha do *cut-off*. Como resultado, o modelo apresentou uma acurácia na previsão dos eventos de interesse (sensitividade) de 77,8% (frente ao *cut-off* de 5%) e uma capacidade discriminatória como um todo de 92% conforme curva ROC.

Destaca-se, portanto, que os resultados atingiram os objetivos propostos inicialmente. É apresentado um modelo passível de utilização pelo usuário final e abrangendo uma gama de objetivos, dos quais citamos: a busca de reguladores pela identificação prévia de OPS que possam apresentar tendências para falha, gestores e interessados no entendimento da saúde financeira da entidade que lhes prestam serviços, credores buscando reunir informações que os auxiliem nas decisões de concessão de crédito e demais outros. Além do mais, conforme destacado, o foco do trabalho não consistiu unicamente na maximização do poder preditivo,

mas fornecer uma compreensão do que a falha de uma OPS consiste, bem como o impacto relativo das variáveis características do grupo de interesse.

Como sugestões de estudos futuros, destaca-se que ainda são escassas as aplicações relacionadas à previsão de falhas específicos da saúde suplementar. Neste sentido, observa-se o grande potencial na contribuição de estudos que possam agregar no entendimento e utilização não somente de indicadores financeiros, mas demais critérios qualitativos e/ou relacionados à captação de mudanças externa à OPS (as quais impactam diretamente nas suas atividades). Como exemplo, conforme abordados sobre as regulações prudenciais, a implementação do capital baseado em risco e que se mostra um tema atual e não plenamente discutido sob a ótica dos impactos nas chances de falhas das OPS.

## REFERÊNCIAS

- Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589–609.  
<https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x>
- Altman, E. I., Baidya, T. K. N., & Dias, L. M. R. (1979). Previsão de problemas financeiros em empresas. *Revista de Administração de Empresas*, 19(1), 17–28.  
<https://doi.org/10.1590/s0034-75901979000100002>
- Altman, E. I., & Sabato, G. (2005a). Modeling Credit Risk for SMEs: Evidence from the US Market. *SSRN Electronic Journal*, 1–48. <https://doi.org/10.2139/ssrn.872336>
- Altman, E. I., & Sabato, G. (2005b). Modeling credit Risk for SMEs: Evidencie from the US Market. *Abacus*, 43(3), 332 - 357.  
[https://doi.org/https://doi.org/10.1142/9789814417501\\_0009](https://doi.org/https://doi.org/10.1142/9789814417501_0009)
- Altman, E. I., & Sabato, G. (2007). Modelling credit risk for SMEs: Evidence from the U.S. market. *Abacus*, 43(3), 332–357. <https://doi.org/10.1111/j.1467-6281.2007.00234.x>
- Alves, J. E. D. (2014). Transição demográfica, transição da estrutura etária e envelhecimento. *Revista Portal de Divulgação*, 40 Ano IV, 8–15.  
<http://portaldoenvelhecimento.org.br/revistanova/index.php/revistaportal/article/viewFile/440/440>
- Alves, S. L. (2006). Insolvência Financeira de Operadoras de Planos de Saúde: Uma Investigação Empírica. *Revista Brasileira de Risco e Seguro*, 2(3), 125–155.  
<http://www.rbrs.com.br/arquivos/RBSR3-6-Sandro Leal.pdf>
- ANS. (2004). *Resolução Normativa n. 85. Dispondo sobre a concessão de Autorização de Funcionamento das Operadoras de Planos de Assistência à Saúde*. Recuperado de:  
<http://www.ans.gov.br/component/legislacao/?view=legislacao&task=TextoLei&format=raw&id=ODgx>
- ANS. (2012). *Resolução Normativa n. 316. Dispondo sobre regimes especiais de direção fiscal e de liquidação extrajudicial sobre as operadoras de planos de assistência à saúde*. Recuperado de:  
[https://bvsm.s.saude.gov.br/bvs/saudelegis/ans/2012/res0316\\_30\\_11\\_2012.html](https://bvsm.s.saude.gov.br/bvs/saudelegis/ans/2012/res0316_30_11_2012.html)
- ANS. (2017). *Resolução Normativa n. 430. Dispondo sobre operações de compartilhamento da gestão de riscos envolvendo operadoras de plano de assistência à saúde*.

- ANS. (2018). *Prisma Econômico-Financeiro da Saúde Suplementar*. Recuperado de: <https://www.gov.br/ans/pt-br/arquivos/aceso-a-informacao/perfil-do-setor/dados-e-indicadores-do-setor/dados-financeiros-e-publicacoes-relacionadas/prisma-4t-2018-total-pdf>
- ANS. (2020). *Resolução Normativa n. 451. Dispondo sobre critérios para definição do capital regulatório*. Recuperado de: [https://bvsmms.saude.gov.br/bvs/saudelegis/ans/2020/res0451\\_12\\_03\\_2020.html](https://bvsmms.saude.gov.br/bvs/saudelegis/ans/2020/res0451_12_03_2020.html)
- ANS. (2021). *Resolução Normativa n. 472. Dispondo sobre o Plano de Contas Padrão da ANS para as operadoras de planos de assistência à saúde e as administradoras de benefícios*. Recuperado de: [https://bvsmms.saude.gov.br/bvs/saudelegis/ans/2021/res0472\\_06\\_10\\_2021.html](https://bvsmms.saude.gov.br/bvs/saudelegis/ans/2021/res0472_06_10_2021.html)
- ANS. (2022a). *Base de Dados ANS: Beneficiários de planos de saúde médica no Brasil*. Recuperado de: [http://www.ans.gov.br/anstabnet/cgi-bin/dh?dados/tabnet\\_br.def](http://www.ans.gov.br/anstabnet/cgi-bin/dh?dados/tabnet_br.def)
- ANS. (2022b). *Base de dados ANS: Demonstrações Contábeis*. Recuperado de: <https://dados.gov.br/dataset/http-www-ans-gov-br-perfil-do-setor-dados-abertos-dados-abertos-disponiveis-n3>
- ANS. (2022c). *Base de dados ANS: Operadoras de Planos de Saúde Canceladas*. Recuperado de: <https://dados.gov.br/dataset/operadoras-de-planos-de-saude-com-registro-cancelado>
- ANS. (2022d). *Mapa assistencial da saúde suplementar 2021*. Recuperado em 7 de junho de 2022 de: <https://app.powerbi.com/view?r=eyJrIjoiZDFkODkxNzMtODgwNC00ZTFiLTg2MzUtZmEwNDViNmU1ZWl4IiwidCI6IjlkYmE0ODBlLTRmYTctNDJmNC1iYmEzLTBmYjEzNzVmYmU1ZiJ9>
- ANS. (2022e). *Painel contábil da saúde suplementar*. Recuperado em 7 de junho de 2022 de <https://app.powerbi.com/view?r=eyJrIjoiNjRiYTM0MjUtYjFhMy00NTI3LWE4ZGQtMDg4YzdlMzYwZjViIiwidCI6IjlkYmE0ODBlLTRmYTctNDJmNC1iYmEzLTBmYjEzNzVmYmU1ZiJ9>
- ANS. (2022f). *Resolução Normativa n. 515. Dispondo sobre Administradoras de Benefícios*. Recuperado de: [https://bvsmms.saude.gov.br/bvs/saudelegis/ans/2022/res0515\\_04\\_05\\_2022.html](https://bvsmms.saude.gov.br/bvs/saudelegis/ans/2022/res0515_04_05_2022.html)
- ANS. (2022g). *Resolução Normativa n. 531 . Dispondo sobre a segmentação e a classificação das Operadoras de Planos de Assistência à Saúde*. Recuperado de:

[https://bvsmms.saude.gov.br/bvs/saudelegis/ans/2022/res0531\\_04\\_05\\_2022.html](https://bvsmms.saude.gov.br/bvs/saudelegis/ans/2022/res0531_04_05_2022.html)

- Araújo, Â. A. da S., & Silva, J. R. S. (2018). Trend analysis of the claim rate and the impact on the reduction of the number of private healthcare providers in Brazil. *Ciencia e Saude Coletiva*, 23(8), 2763–2770. <https://doi.org/10.1590/1413-81232018238.20572016>
- Assaf Neto, A. (2017). *Valuation: métricas de valor & avaliação de empresas*. 2ª ed., São Paulo, SP: Atlas, 2017.
- Balcaen, S., & Ooghe, H. (2006). 35 years of studies on business failure: An overview of the classic statistical methodologies and their related problems. *British Accounting Review*, 38(1), 63–93. <https://doi.org/10.1016/j.bar.2005.09.001>
- Barros, J. L. de, & Beiruth, A. K. (2016). Aplicação de Modelos de Previsão de Insolvência nas Operadoras de Planos de Saúde do Brasil. *Revista de Auditoria Governança e Contabilidade*, 4, 15–28.
- Beaver, W. H. (1966). of Failure Financial Ratios as Predictors. *Journal of Accounting Research*, 4(1966), 71–111.
- Bragança, C. G., Pinheiro, L. E. T., Bressan, V. G. F., & Soares, L. A. de C. F. (2019). Liquidação de operadoras de planos de assistência à saúde no Brasil. *Enfoque: Reflexão Contábil*, 38(2), 33–47. <https://doi.org/10.4025/enfoque.v38i2.43515>
- Brockett, P. L., Cooper, W. W., Golden, L. L., & Pitaktong, U. (1994). A Neural Network Method for Obtaining an Early Warning of Insurer Insolvency. *The Journal of Risk and Insurance*, 61(3), 402. <https://doi.org/10.2307/253568>
- Brockett, P. L., & Golden, L. L. (2006). *A Comparison of Neural Network, Statistical Methods*,. 73(3), 397–419.
- Brockett, P. L., Golden, L. L., Jang, J., & Yang, C. (2006). A comparison of neural network, statistical methods, and variable choice for life insurers' financial distress prediction. *The Journal of Risk and Insurance*, 73(3), 397–419. <http://www.jstor.org/stable/3841001>
- Cadastro Nacional de Estabelecimentos da Saúde (CNES)*. (2022). Recuperado de: [https://cnes2.datasus.gov.br/Mod\\_Ind\\_Tipo\\_Leito.asp](https://cnes2.datasus.gov.br/Mod_Ind_Tipo_Leito.asp)
- Carneiro, L. A. F., Campino, A. C. C., Leite, F., Rodrigues, C. G., dos Santos, G. M. M., &

Silva, A. R. A. (2013). Envelhecimento populacional e os desafios para o sistema de saúde brasileiro. In *Instituto de Estudos de Saúde Suplementar - IESS*. Recuperado de: [www.iess.org.br/envelhecimentopop2013.pdf](http://www.iess.org.br/envelhecimentopop2013.pdf)

*Constituição da república federativa do brasil*. (1988). Recuperado de: <https://www25.senado.leg.br/web/atividade/legislacao/constituicao-federal/>

Cordilha, A. C., & Lavinhas, L. (2018). The reshaping of healthcare systems in the age of financialization. Lessons from France and Brazil. *Ciencia e Saude Coletiva*, 23(7), 2147–2158. <https://doi.org/10.1590/1413-81232018237.11422018>

Costa, N. D. R. (2008). O regime regulatório e o mercado de planos de saúde no Brasil. *Ciencia e Saude Coletiva*, 13(5), 1453–1462. <https://doi.org/10.1590/s1413-81232008000500011>

Costa, N. D. R. (2017). Brazilian healthcare in the context of austerity: Private sector dominant, government sector failing. *Ciencia e Saude Coletiva*, 22(4), 1065–1074. <https://doi.org/10.1590/1413-81232017224.28192016>

*DataSUS*. (2022). TABNET - Estatísticas da Saúde Produção Ambulatorial e Hospitalar. Recuperado de: <https://datasus.saude.gov.br/informacoes-de-saude-tabnet/>

Deputados, C. dos. (2022). *Projeto de Lei 2033*. Recuperado de: <https://www.camara.leg.br/proposicoesWeb/fichadetramitacao?idProposicao=2332541>

dos Santos, G. M. M. (2013). *Materiais e Medicamentos : vetores de custo no setor de saúde suplementar Sumário executivo*.

dos Santos, G. M. M. (2015). *Análise do impacto financeiro da regulação assistencial sobre as operadoras de planos de saúde Análise do impacto financeiro da regulação assistencial da ANS sobr*. Faculdade de Economia , Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo FEA - USP.

Duarte, A. L. de C. M., Oliveira, F. de M., Santos, A. de A., & Santos, B. F. C. dos. (2017). Evolução na utilização e nos gastos de uma operadora de saúde. *Ciência & Saúde Coletiva*, 22(8), 2753–2762. <https://doi.org/10.1590/1413-81232017228.00912016>

Duarte, C. (2001). UNIMED: história e características da cooperativa de trabalho médico no Brasil. *Cad. Saúde Pública*, 17(4), 999–1008. <https://doi.org/10.1590/S0102-311X2001000400034>

Elizabetsky, R. (1976). *Um modelo matemático para decisão de crédito no Banco Comercial*. Universidade de São Paulo.

Fávero, L. P. L., & Belfiore, P. P. (2017). *Manual de análise de dados: estatística e modelagem multivariada com excel, SPSS e stata* (Elsevier (Ed.)).

Fernandes, A. A. T., Figueiredo Filho, D. B., Rocha, E. C., & Nascimento, W. da S. (2020). Leia este artigo se você quiser aprender regressão logística. *Revista de Sociologia e Política*, 28(74), 1–19. <https://doi.org/10.1590/1678-987320287406>

Gatsios, R. C. (2017). *Reavaliação da superioridade dos analistas na previsão de resultado futuro das empresas brasileiras de capital aberto* (Issue 1) [Universidade de São Paulo]. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>

Globo. (2016). *ANS retira Unimed Paulistana do mercado de planos de saúde*. Recuperado de: <https://g1.globo.com/sao-paulo/noticia/2016/02/ans-retira-unimed-paulistana-do-mercado-de-planos-de-saude.html>

Goss, E. P., & Ramchandani, H. (1995). Comparing classification accuracy of neural networks, binary logit regression and discriminant analysis for insolvency prediction of life insurers. *Journal of Economics and Finance*, 19(3), 1–18. <https://doi.org/10.1007/BF02920611>

Guimaraes, A. L. de S., & Alves, W. O. (2009). Prevendo a Insolvência De Operadoras De Saude. *Rev. Adm. Empres.*, 49, 459–471.

Guimaraes, A. L. de S., & Nossa, V. (2010). Working capital, profitability, liquidity and solvency of healthcare insurance companies. *Brazilian Business Review*, 7(2), 37–59. <https://doi.org/10.15728/bbr.2010.7.2.3>

Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., Anderson, R. E., & Tatham, R. L. (2009). *Análise Multivariada de Dados* (Bookman (Ed.); 6th ed.).

Hoetker, G. (2010). THE USE OF LOGIT AND PROBIT MODELS IN STRATEGIC MANAGEMENT RESEARCH: CRITICAL ISSUES. *Business*, 343(February), 1–43. <https://doi.org/10.1002/smj>

- Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. (2022). *Projeções e estimativas da população do Brasil e das Unidades da Federação*. Recuperado de:  
<https://www.ibge.gov.br/apps/populacao/projecao/index.html>
- Kanitz, S. C. (1974). *Como prever falências de empresas*. Recuperado de:  
<https://pt.scribd.com/document/61123852/EXAME-ComoPreverFalenciaEmpresa-Kanitz>
- Kanitz, S. C. (1978). *Como prever falências*. São Paulo. Mc Graw-Hill do Brasil. 176p.
- Kassai, J. R., & Kassai, S. (1998). Desvendando o Termômetro de insolvência de Kanitz. *EnANPAD, d*, 1–16.
- Kovalová, E. (2019). Predictive Models Of Corporate Insolvency Risks. ... *International Management ...*, 989–995.  
[http://conference.management.ase.ro/archives/2019/pdf/4\\_21.pdf](http://conference.management.ase.ro/archives/2019/pdf/4_21.pdf)
- Lei n. 13.097. (2015). *Abertura ao capital estrangeiro na oferta de serviços à saúde*. Recuperado de [http://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/\\_ato2015-2018/2015/lei/113097.htm](http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2015-2018/2015/lei/113097.htm)
- Lei n. 8.080. (1990). Dispõe sobre as condições para a promoção, proteção e recuperação da saúde, a organização e o funcionamento dos serviços correspondentes e dá outras providências. Recuperado de: [http://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/leis/18080.htm](http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/18080.htm)
- Lei n. 9.961. (2000). Marco Legal de Criação Da ANS. Recuperado de:  
[http://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/leis/19961.htm](http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/19961.htm)
- López, A. S., & Calafell, J. V. (2008). 40 Years of Models of Business Insolvency: A Proposal for its Taxonomy. *SSRN Electronic Journal*.
- Marques, F. T., & Chan, B. L. (2017). Impacts of the regulatory model for market risk capital: Application in a special savings company, an insurance company, and a pension fund. *Revista Contabilidade e Finanças*, 28(75), 465–477. <https://doi.org/10.1590/1808-057x201703840>
- Matias, A. B. (1978). *Contribuição às técnicas de análise financeira: um modelo de*

*concessão de crédito*. Universidade de São Paulo.

- Mendes, A., Cardoso, R. L., Mário, P. C., Martinez, A. L., & Ferreira, F. R. (2014). Insolvency Prediction in the Presence of Data Inconsistencies. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 21(3), 155–167. <https://doi.org/10.1002/isaf.1352>
- Nair, J. (2019). Corporate Distress and Bankruptcy Prediction - A Critical Review of Statistical Methods and Models. *Abhigyan Journal of Management Schools in India*, XXXVII(2). <https://go.gale.com/ps/i.do?id=GALE%7CA600789905&sid=googleScholar&v=2.1&it=r&linkaccess=abs&issn=09702385&p=AONE&sw=w>
- Neder, H. D. (2011). *Econometria Usando o Stata* (pp. 1–119). Instituto de Economia - Universidade Federal de Uberlândia. [http://www.ecn26.ie.ufu.br/TEXTOS\\_ESTADISTICA/ECONOMETRIA\\_USANDO\\_STATA.pdf](http://www.ecn26.ie.ufu.br/TEXTOS_ESTADISTICA/ECONOMETRIA_USANDO_STATA.pdf)
- Ohlson, J. A. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109. <https://doi.org/10.2307/2490395>
- Omran, A. (1971). The Epidemiological Transition: A Theory of Epidemiological Population Changes. *The Milbank Memorial Fund Quarterly*, 49(1), 509–538. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/16279965%0Ahttp://www.pubmedcentral.nih.gov/articlerender.fcgi?artid=PMC2690264>
- Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico (OCDE). (2022). <https://stats.oecd.org/Index.aspx?DataSetCode=SHA#>
- Porto, S. M., Santos, I. S., & Ugá, M. A. D. (2006). A utilização de serviços de saúde por sistema de financiamento. *Ciência & Saúde Coletiva*, 11(4), 895–910. <https://doi.org/10.1590/s1413-81232006000400013>
- Rauch, J., & Wende, S. (2015). Solvency prediction for property-liability insurance companies: Evidence from the financial crisis. *Geneva Papers on Risk and Insurance: Issues and Practice*, 40(1), 47–65. <https://doi.org/10.1057/gpp.2014.16>
- Reis, T. A., Macedo, M. A. da S., & Marques, J. A. V. da C. (2021). Desempenho econômico-financeiro e as decisões de instauração de regimes especiais no setor de saúde suplementar brasileiro. *Revista Contemporânea de Contabilidade*, 18(48), 156–174. <https://doi.org/10.5007/2175-8069.2021.e77327>

- Rocha, C. H., Silva, G. L. da, & Britto, P. A. P. de. (2022). Avaliação da condição econômico-financeira de operadoras brasileiras de planos de saúde: uma nota sobre finanças e regulação. *REVISTA AMBIENTE CONTÁBIL - Universidade Federal Do Rio Grande Do Norte - ISSN 2176-9036*, 14(1), 131–151. <https://doi.org/10.21680/2176-9036.2022v14n1id24033>
- Rocha, M. A. (2021). *Reestruturação do setor privado de serviços de saúde: atualidade e perspectiva*.
- Romera Zirolto, R., Okano Gimenes, R., & Castelo Júnior, C. (2013). A importância da Saúde Suplementar na demanda da prestação dos serviços assistenciais no Brasil The importance of Supplementary Health in the demand for assistance services supply in Brazil. *O Mundo Da Saúde*, 37(2), 216–221.
- Santos, I. S. (2011). Evidência sobre o mix público-privado em países com cobertura duplicada: Agravamento das iniquidades e da segmentação em sistemas nacionais de saúde. *Ciencia e Saude Coletiva*, 16(6), 2743–2752. <https://doi.org/10.1590/S1413-81232011000600013>
- Santos, S. L., Turra, C., & Noronha, K. (2018). Envelhecimento populacional e gastos com saúde: uma análise das transferências intergeracionais e intrageracionais na saúde suplementar brasileira. *Revista Brasileira de Estudos de População*, 35(2), 1–30. <https://doi.org/10.20947/s102-3098a0062>
- Sanvicente, A. Z., & Minardi, A. M. A. F. (1998). *Identificação de indicadores contábeis significativos para previsão de concordata de empresas*.
- Soares, M. A., Thóphilo, C. R., & Corrar, L. J. (2009). Análise de Indicadores para Avaliação de Desempenho Econômico-Financeiro de Operadoras de Planos de Saúde Brasileiras: Uma Aplicação da Análise Fatorial. *Encontro Da ANPAD*, 16.
- STJ. (2022). *Rol da ANS é taxativo, com possibilidades de cobertura de procedimentos não previstos na lista*. Recuperado de: <https://www.stj.jus.br/sites/portalp/Paginas/Comunicacao/Noticias/08062022-Rol-da-ANS-e-taxativo--com-possibilidades-de-cobertura-de-procedimentos-nao-previstos-na-lista.aspx>
- Vilarinho, P. F. (2004). O campo da saúde suplementar no Brasil à luz da teoria do poder simbólico de Pierre Bourdieu. *Cadernos EBAPE.BR*, 2(3), 01–15. <https://doi.org/10.1590/S1679-39512004000300008>

- Voda, A. D., Dobrotă, G., Țîrcă, D. M., Dumitrașcu, D. D., & Dobrotă, D. (2021). Corporate bankruptcy and insolvency prediction model. *Technological and Economic Development of Economy*, 27(5), 1039–1056. <https://doi.org/10.3846/tede.2021.15106>
- Wang, Z. (2019). The Study of Corporate Bankruptcy Prediction Models: Univariate Analysis and Logistic Regression. *Electronic Kyiv National Build and Architectural University Repository*, 171–178. <https://doi.org/10.6084/m9.figshare.11340719>
- Weissova, I., Kollar, B., & Siekelova, A. (2015). Rating as a useful tool for credit risk measurement. *Procedia Economics and Finance*, 26(15), 278–285. [https://doi.org/10.1016/s2212-5671\(15\)00853-9](https://doi.org/10.1016/s2212-5671(15)00853-9)
- Wong, L. R. (2005). Demographic bonuses and challenges of the Age structural transition in Brazil. *XXV IUSSP International Population Conference, January 2005*, 28.
- Zhang, L., & Nielson, N. (2015). Solvency analysis and prediction in property-casualty insurance: Incorporating economic and market predictors. *Journal of Risk and Insurance*, 82(1), 97–124. <https://doi.org/10.1111/j.1539-6975.2013.12012.x>
- Zmijweski, M. E. (1984). Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models. *Journal of Accounting Research*, 22, 59–82.

## APÊNDICE A – Quadro das variáveis analisadas para elaboração do modelo

Código	Variável
V1	Passivo Circulante / Patrimônio Líquido
V2	Patrimônio Líquido / Exigível Total
V3	Exigível Total / Ativo Total
V4	Patrimônio Líquido / Ativo Total
V5	Disponível / Ativo Total
V6	Capital de Giro / Ativo Total
V7	Disponível / Receita Total
V8	Resultado Antes de Impostos e Participações / Ativo Total
V9	Resultado Líquido / Ativo Total
V10	(Receitas Financeiras – Despesas Financeiras) / Receita Total
V11	(Receitas Financeiras – Despesas Financeiras) / Ativo Total
V12	Receita Total / Ativo Total
V13	Passivo Circulante / Receita Total
V14	(Ativo Circulante + Investimentos de Longo Prazo) / Exigível Total
V15	(Disponibilidades – Empréstimos) / Ativo Total Capital
V16	Capital de Giro / Receita Total
V17	Resultado Líquido / Patrimônio Líquido
V18	Resultado Bruto/ CE
V19	Resultado Líquido / CE
V20	Result. Líquido + Despesas Financeiras +IR+CSLL - Impostos Diferidos/ CE
V21	Result. Líquido + Desp. Financeiras +IR+CSLL - Impost. Difer+ Deprec.e Amort/ CE
V22	Ativo Não Circulante /Ativo Total
V23	Passivo Circulante + Exigível a longo prazo / Ativo Total
V24	Empréstimos Curto Prazo + Empréstimo Longo Prazo / Ativo Total
V25	Passivo Circulante /Exigível Total
V26	Despesas Assistenciais - Variação PEONA / CE+CCT - CCA - Variação Provisões Técnicas
V27	Despesas de Comercialização / Contraprestações + CCT - CCA
V28	Despesas Administrativas / Contraprestações + CCT - CCA
V29	Eventos Indenizáveis Líquidos + Despesas Administrativas + Despesas de Comercialização + CCT – Eventos de CCA +Despesas Financeiras / CE + CCT - CCA + Receitas Financeiras
V30	Despesas Administrativas + Despesas de Comercialização + Eventos Indenizáveis Líquidos + Outras Despesas Operacionais + CCT /CE+ Outras Receitas Operacionais + CCT
V31	Crédito de Operação de Planos. de Saúde / Contraprestações Efetivas x 360
V32	Eventos a liquidar/Eventos Indenizáveis Líquidos x 360
V33	Ativo Circulante + Realizável a longo prazo / PC + Exigível a Longo Prazo
V34	Ativo Circulante / Passivo Circulante
V35	CE / Média de Beneficiários x 12
V36	Ativos Financeiros/ Passivo Circulante
V37	Ativos Financeiros + Recebíveis de Curto Prazo / Passivo Circulante
V38	Ativo Circulante - Passivo Circulante/ Ativo Total

V39	EBIT/ Despesas Financeiras
V40	Lucros Retidos/ Ativo Total
V41	Ativo Total / Exigível Total
V42	EBITDA/Exigível Total
V43	EBIT/ Ativo Total
V44	Nopat/Contraprestações
V45	Contraprestações/Ativo Total
V46	Ativos Imobilizados/Ativo Total
V47	Log Crescimento Ativos
V48	Log de Fluxo de Caixa

Fonte: Elaborado pelo autor.

**Nota:** IR:impostos sobre a renda; CSLL: Contribuição Social Sobre o Lucro Líquido; PEONA: Provisões sobre Eventos Ocorridos e Não Avisados; CE: Contraprestações Efetivas; CCT: Contraprestações de Corresponsabilidade Transferida; CCA: Contraprestações de Corresponsabilidade Assumida.

### APÊNDICE B – Estatística descritiva das OPS Falhas

Cód.	Descrição	Obs	Mean	Std. Dev.	Min.	Max.
V1	Passivo Circulante / Patrimônio Líquido	371	1,03	1,99	-1,00	4,22
V2	Patrimônio Líquido / Exigível Total	371	0,61	1,40	-0,05	6,46
V3	Exigível Total / Ativo Total	4,	0,83	0,28	0,13	1,07
V4	Patrimônio Líquido / Ativo Total	371	0,19	0,28	-0,06	0,87
V5	Disponível / Ativo Total	371	0,11	0,15	0,01	0,74
V6	Capital de Giro / Ativo Total	371	-0,19	0,28	-0,49	0,65
V7	Disponível / Receita Total	370	0,09	0,19	0,00	0,92
V8	Resultado Antes de Impostos e Participações / Ativo Total	371	-0,03	0,15	-0,21	0,33
V9	Resultado Líquido / Ativo Total	371	-0,04	0,14	-0,21	0,29
V10	(Receitas Financeiras – Despesas Financeiras) / Receita Total	370	0,00	0,02	-0,02	0,06
V11	(Receitas Financeiras – Despesas Financeiras) / Ativo Total	371	-0,01	0,04	-0,05	0,09
V12	Receita Total / Ativo Total	371	2,04	1,04	0,48	3,72
V13	Passivo Circulante / Receita Total	370	0,35	0,15	0,10	0,56
V14	(Ativo Circulante + Investimentos de Longo Prazo) / Exigível Total	371	0,94	1,00	0,41	5,93.
V15	(Disponibilidades – Empréstimos) / Ativo Total Capital	4,	0,01	0,20	-0,18	0,74
V16	Capital de Giro / Receita Total	370	-0,06	0,23	-0,23	0,83
V17	Resultado Líquido / Patrimônio Líquido	371	0,06	0,40	-0,43	0,68
V18	Resultado Bruto/ CE	358	0,41	0,38	0,02	0,58
V19	Resultado Líquido / CE	353	-0,05	0,14	-0,21	0,26
V20	Result. Líquido + Despesas Financeiras +IR+CSLL - Impostos Diferidos/ CE	353	-0,04	0,15	-0,20	0,29
V21	Result. Líquido + Desp. Financeiras +IR+CSLL - Impost. Difer+ Deprec.e Amort/ CE	358	-0,02	0,14	-0,17	0,30
V22	Ativo Não Circulante /Ativo Total	371	0,43	0,21	0,02	0,72
V23	Passivo Circulante + Exigível a longo prazo / Ativo Total	371	0,77	0,27	0,12	1,01
V24	Empréstimos Curto Prazo + Empréstimo Longo Prazo / Ativo Total	371	0,10	0,11	0,00	0,26
V25	Passivo Circulante /Exigível Total	371	0,75	0,20	0,40	1,00
V26	Despesas Assistenciais - Variação PEONA / CE+CCT - CCA - Variação Provisões Técnicas	357	0,75	0,20	0,39	1,04
V27	Despesas de Comercialização / Contraprestações + CCT - CCA	358	0,01	0,02	0,00	0,06
V28	Despesas Administrativas / Contraprestações + CCT - CCA	358	0,45	0,38	0,06	1,02
V29	Eventos Indenizáveis Líquidos + Despesas Administrativas + Despesas de Comercialização + CCT – Eventos de CCA +Despesas Financeiras / CE + CCT - CCA + Receitas Financeiras	367	1,33	0,49	0,75	2,15
V30	Despesas Administrativas + Despesas de Comercialização + Eventos Indenizáveis	364	0,86	0,25	0,46	1,24

Líquidos + Outras Despesas Operacionais +  
CCT /CE+ Outras Receitas Operacionais +  
CCT

V31	Crédito de Operação de Planos. de Saúde / Contraprestações Efetivas x 360	353	26,63	20,77	1,71	64,70
V32	Eventos a liquidar/Eventos Indenizáveis Líquidos x 360	358	2,20	5,06	0,00	18,40
V33	Ativo Circulante + Realizável a longo prazo / PC + Exigível a Longo Prazo	371	1,18	1,23	0,52	6,92
V34	Ativo Circulante / Passivo Circulante	371	1,19	1,09	0,61	6,50
V35	CE / Média de Beneficiários x 12	355	218,74	170,72	53,70	721,00
V36	Ativos Financeiros/ Passivo Circulante	371	0,48	0,82	0,09	5,10
V37	Ativos Financeiros + Recebíveis de Curto Prazo / Passivo Circulante	371	0,87	0,97	0,36	5,72
V38	Ativo Circulante - Passivo Circulante/ Ativo Total	371	1,20	0,35	0,57	1,63
V39	EBIT/ Despesas Financeiras	366	2,46	19,20	-12,50	98,60
V40	Lucros Retidos/ Ativo Total	371	0,03	0,03	CI	0,50
V41	Ativo Total / Exigível Total	371	1,59	1,40	0,93	7,56
V42	EBITDA/Exigível Total	312	0,24	2,48	-1,45	22,90
V43	EBIT/ Ativo Total	371	-0,03	0,14	-0,20	0,29
V44	Nopat/Contraprestações	358	-0,05	0,14	-0,20	0,26
V45	Contraprestações/Ativo Total	371	1,35	1,15	0,12	3,38
V46	Ativos Imobilizados/Ativo Total	371	0,25	0,20	0,00	0,57
V47	Log Crescimento Ativos	256	-0,93	0,17	-1,14	-0,55
V48	Log de Fluxo de Caixa	169	13,52	1,68	11,57	17,35

Fonte: Elaborado pelo autor.

**Nota:** IR:impostos sobre a renda; CSLL: Contribuição Social Sobre o Lucro Líquido; PEONA: Provisões sobre Eventos Ocorridos e Não Avisados; CE: Contraprestações Efetivas; CCT: Contraprestações de Corresponsabilidade Transferida; CCA: Contraprestações de Corresponsabilidade Assumida.

### APENDICE C – Estatística descritiva das OPS Não Falhas

Cód.	Descrição	Obs	Mean	Std. Dev.	Min.	Max.
V1	Passivo Circulante / Patrimônio Líquido	4.752	1,07	1,04	-1,00	4,22
V2	Patrimônio Líquido / Exigível Total	4.733	1,40	1,60	-0,06	6,46
V3	Exigível Total / Ativo Total	4.752	0,54	0,22	0,13	1,07
V4	Patrimônio Líquido / Ativo Total	4.752	0,46	0,22	-0,06	0,87
V5	Disponível / Ativo Total	4.752	0,28	0,22	0,01	0,74
V6	Capital de Giro / Ativo Total	4.752	0,08	0,23	-0,49	0,65
V7	Disponível / Receita Total	4.749	0,20	0,24	0,00	0,92
V8	Resultado Antes de Impostos e Participações / Ativo Total	4.752	0,09	0,12	-0,21	0,33
V9	Resultado Líquido / Ativo Total	4.752	0,08	0,11	-0,21	0,29
V10	(Receitas Financeiras – Despesas Financeiras) / Receita Total	4.749	0,01	0,02	-0,02	0,06
V11	(Receitas Financeiras – Despesas Financeiras) / Ativo Total	4.752	0,03	0,03	-0,05	0,09
V12	Receita Total / Ativo Total	4.752	1,95	0,34	0,48	3,72
V13	Passivo Circulante / Receita Total	4.749	0,22	0,10	0,10	0,55
V14	(Ativo Circulante + Investimentos de Longo Prazo) / Exigível Total	4.733	1,78	1,36	0,41	5,91
V15	(Disponibilidades – Empréstimos) / Ativo Total Capital	4.752	0,24	0,25	-0,18	0,74
V16	Capital de Giro / Receita Total	4.749	0,10	0,25	-0,23	0,83
V17	Resultado Líquido / Patrimônio Líquido	4.752	0,15	0,25	-0,43	0,57
V18	Resultado Bruto/ CE	4.662	0,25	0,20	0,02	0,58
V19	Resultado Líquido / CE	4.662	0,05	0,09	-0,20	0,26
V20	Result. Líquido + Despesas Financeiras +IR+CSLL - Impostos Diferidos/ CE	4.662	0,06	0,10	-0,20	0,29
V21	Result. Líquido + Desp. Financeiras +IR+CSLL - Impost. Difer+ Deprec.e Amort/ CE	4.662	0,07	0,05	-0,17	0,29
V22	Ativo Não Circulante /Ativo Total	4.752	0,32	0,20	0,02	0,72
V23	Passivo Circulante + Exigível a longo prazo / Ativo Total	4.752	0,46	0,22	0,12	1,01
V24	Empréstimos Curto Prazo + Empréstimo Longo Prazo / Ativo Total	4.752	0,03	0,07	0,00	0,26
V25	Passivo Circulante /Exigível Total	4.733	0,78	0,19	0,40	1,00
V26	Despesas Assistenciais - Variação PEONA / CE+CCT - CCA - Variação Provisões Técnicas	4.652	0,76	0,15	0,39	1,04
V27	Despesas de Comercialização / Contraprestações + CCT - CCA	4.662	0,01	0,02	0,00	0,06
V28	Despesas Administrativas / Contraprestações + CCT - CCA	4.662	0,20	0,19	0,06	1,02
V29	Eventos Indenizáveis Líquidos + Despesas Administrativas + Despesas de Comercialização + CCT – Eventos de CCA +Despesas Financeiras / CE + CCT - CCA + Receitas Financeiras	4.743	1,00	0,27	0,75	2,15
V30	Despesas Administrativas + Despesas de Comercialização + Eventos Indenizáveis	4.695	0,88	0,17	0,46	1,24

Líquidos + Outras Despesas Operacionais + CCT /CE+ Outras Receitas Operacionais + CCT						
V31	Crédito de Operação de Planos. de Saúde / Contraprestações Efetivas x 360	4.662	22,53	16,86	1,71	64,70
V32	Eventos a liquidar/Eventos Indenizáveis Líquidos x 360	4.656	2,97	5,05	0,00	13,40
V33	Ativo Circulante + Realizável a longo prazo / PC + Exigível a Longo Prazo	4.732	2,23	1,60	0,52	6,92
V34	Ativo Circulante / Passivo Circulante	4.732	2,15	1,46	0,61	6,50
V35	CE / Média de Beneficiários x 12	4.677	268,15	168,51	58,70	721,00
V36	Ativos Financeiros/ Passivo Circulante	4.732	1,42	1,27	0,09	5,10
V37	Ativos Financeiros + Recebíveis de Curto Prazo / Passivo Circulante	4.732	1,79	1,33	0,36	5,72
V38	Ativo Circulante - Passivo Circulante/ Ativo Total	4.752	1,03	0,27	0,57	1,53
V39	EBIT/ Despesas Financeiras	4.713	13,03	25,27	-12,50	93,60
V40	Lucros Retidos/ Ativo Total	4.752	0,13	0,15	0,00	0,50
V41	Ativo Total / Exigível Total	4.733	2,42	1,62	0,53	7,56
V42	EBITDA/Exigível Total	4.079	2,32	5,85	-1,45	22,90
V43	EBIT/ Ativo Total	4.752	0,08	0,11	-0,20	0,25
V44	Nopat/Contraprestações	4.662	0,05	0,05	-0,20	0,26
V45	Contraprestações/Ativo Total	4.752	1,62	0,33	0,12	3,33
V46	Ativos Imobilizados/Ativo Total	4.752	0,16	0,17	0,00	0,56
V47	Log Crescimento Ativos	3.995	-0,87	0,14	-1,14	-0,55
V48	Log de Fluxo de Caixa	3.973	14,86	1,64	11,57	17,31

Fonte: Elaborado pelo autor.

**Nota:** IR:impostos sobre a renda; CSLL: Contribuição Social Sobre o Lucro Líquido; PEONA: Provisões sobre Eventos Ocorridos e Não Avisados; CE: Contraprestações Efetivas; CCT: Contraprestações de Corresponsabilidade Transferida; CCA: Contraprestações de Corresponsabilidade Assumida.