

UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA (UFU)
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS CONTÁBEIS (PPGCC)
FACULDADE DE CIÊNCIAS CONTÁBEIS (FACIC)

RONALDO FERNANDES DA SILVA

INDICADORES SOCIOECONÔMICO-FINANCEIROS COMO *RED FLAGS* DE RISCO
DE INSOLVÊNCIA EM OPERADORAS DE PLANOS DE SAÚDE

UBERLÂNDIA - MG

2026

RONALDO FERNANDES DA SILVA

INDICADORES SOCIOECONÔMICO-FINANCEIROS COMO *RED FLAGS* DE RISCO
DE INSOLVÊNCIA EM OPERADORAS DE PLANOS DE SAÚDE

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis da Faculdade de Ciências Contábeis da Universidade Federal de Uberlândia (PPGCC | FACIC | UFU), localizada no Estado de Minas Gerais - MG, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Ciências Contábeis.

Área de concentração: Contabilidade Financeira
Orientador: Prof. Dr. Ilírio José Rech

UBERLÂNDIA - MG

2026

Ficha Catalográfica Online do Sistema de Bibliotecas da UFU
com dados informados pelo(a) próprio(a) autor(a).

S586 Silva, Ronaldo Fernandes da, 1975-
2026 Indicadores Socioeconômicos-Financeiros como Red Flags de
Risco de Insolvência em Operadoras de Planos de Saúde [recurso
eletrônico] / Ronaldo Fernandes da Silva. - 2026.

Orientador: Ilirio José RECH.
Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Uberlândia,
Pós-graduação em Ciências Contábeis.
Modo de acesso: Internet.
DOI <http://doi.org/10.14393/ufu.di.2026.431>
Inclui bibliografia.
Inclui ilustrações.

1. Contabilidade. I. RECH, Ilirio José, 1966-, (Orient.). II.
Universidade Federal de Uberlândia. Pós-graduação em Ciências
Contábeis. III. Título.

CDU: 657

Bibliotecários responsáveis pela estrutura de acordo com o AACR2:
Gizele Cristine Nunes do Couto - CRB6/2091
Nelson Marcos Ferreira - CRB6/3074

RONALDO FERNANDES DA SILVA

INDICADORES SOCIOECONÔMICO-FINANCEIROS COMO *RED FLAGS* DE RISCO
DE INSOLVÊNCIA EM OPERADORAS DE PLANOS DE SAÚDE

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis da Faculdade de Ciências Contábeis da Universidade Federal de Uberlândia (PPGCC | FACIC | UFU), localizada no Estado de Minas Gerais - MG, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Ciências Contábeis.

Área de concentração: Contabilidade Financeira
Orientador: Prof. Dr. Ilírio José Rech

Uberlândia, 02 de julho de 2026

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Ilírio José Rech
Universidade Federal de Goiás - UFG

Prof. Dr. Reinaldo Rodrigues Camacho
Universidade Estadual de Maringá - UEM

Prof. Dr. Eduardo Mendes Nascimento
Universidade Federal de Uberlândia - UFU



UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
Coordenação do Programa de Pós-Graduação em Ciências
Contábeis
Av. João Naves de Ávila, 2121, Bloco 1F, Sala 248 - Bairro Santa Monica, Uberlândia-MG,
CEP 38400-902
Telefone: (34) 3291-5904 - www.ppgcc.facic.ufu.br - ppgcc@facic.ufu.br



ATA DE DEFESA - PÓS-GRADUAÇÃO

Programa de Pós-Graduação em:	Ciências Contábeis				
Defesa de:	Dissertação de Mestrado Acadêmico, número 156 - PPGCC				
Data:	02 de julho de 2026	Hora de início:	09:00 h	Hora de encerramento:	11:00h
Matrícula do Discente:	12412CCT020				
Nome do Discente:	Ronaldo Fernandes da Silva				
Título do Trabalho:	Indicadores Socioeconômico-financeiros como Red Flags de Risco de Insolvência em Operadoras de Planos de Saúde				
Área de concentração:	Contabilidade e Controladoria				
Linha de pesquisa:	Contabilidade Financeira				
Projeto de Pesquisa de vinculação:	PPGCC04 - Contabilidade Internacional e Financeira				

Reuniu-se virtualmente, a Banca Examinadora, designada pelo Colegiado do Programa de Pós-graduação em Ciências Contábeis, assim composta: Professores(as) Doutores(as) Reinaldo Rodrigues Camacho (UEM), Eduardo Mendes Nascimento (UFU) e Ilírio José Rech, orientador do candidato.

Iniciando os trabalhos o presidente da mesa, Ilírio José Rech, apresentou a Comissão Examinadora e o candidato, agradeceu a presença do público, e concedeu ao discente a palavra para a exposição do seu trabalho. A duração da apresentação do discente e o tempo de arguição e resposta foram conforme as normas do Programa.

A seguir o presidente concedeu a palavra, pela ordem sucessivamente, aos(às) examinadores(as), que passaram a arguir o candidato. Ultimada a arguição, que se desenvolveu dentro dos termos regimentais, a Banca, em sessão secreta, atribuiu o resultado final, considerando o candidato:

APROVADO

Esta defesa faz parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre.

O competente diploma será expedido após cumprimento dos demais requisitos, conforme as normas do Programa, a legislação pertinente e a regulamentação interna da UFU.

Nada mais havendo a tratar foram encerrados os trabalhos. Foi lavrada a presente

ata que após lida e achada conforme foi assinada pela Banca Examinadora.



Documento assinado eletronicamente por **Eduardo Mendes Nascimento, Professor(a) do Magistério Superior**, em 15/07/2026, às 15:24, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Ilirio José Rech, Usuário Externo**, em 17/07/2026, às 15:56, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Reinaldo Rodrigues Camacho, Usuário Externo**, em 30/07/2026, às 11:11, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site https://www.sei.ufu.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **7404419** e o código CRC **1D43577E**.

À minha esposa,
Dra. Iolanda Braga
que esteve ao meu lado em todos os momentos, compartilhando desafios, incentivando meus
sonhos e tornando mais leves os dias difíceis. Seu amor e apoio foram a força que me
permitiu chegar até aqui.

AGRADECIMENTOS

A Deus, pela saúde, força e sabedoria concedidas ao longo desta trajetória.

À minha esposa, pelo amor, paciência, compreensão e incentivo constantes durante toda esta jornada acadêmica. Seu apoio foi fundamental nos momentos de desafio e incerteza.

Agradeço ao professor Dr. Ilírio José Rech pela orientação, confiança, disponibilidade, incentivo, motivação, respeito aos meus limites e pelas contribuições para o desenvolvimento desta pesquisa.

Aos membros da banca de qualificação e defesa, professores Dr. Eduardo Mendes Nascimento e Dr. Reinaldo Rodrigues Camacho, pelas sugestões, críticas construtivas e contribuições que permitiram o aprimoramento deste estudo.

Aos professores do Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis da Universidade Federal de Uberlândia, pelos ensinamentos e pela contribuição para minha formação acadêmica.

À Professora Dra. Ana Claudia Afra Neitzke, pelas sugestões apresentadas durante o 6º Congresso Mestrado e Doutorado de Contabilidade da Universidade Federal de Uberlândia.

Aos colegas de mestrado, pelas trocas de experiências, apoio e convivência ao longo do curso, especialmente Cristiane, Diego, Francisco, Laura e Rafael pela atenção, amizade e carinho.

À Universidade Federal de Uberlândia e ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis pela oportunidade de realização deste mestrado.

À minha família, por ser a base sobre a qual construo minha trajetória. Agradeço o privilégio de fazer parte desta família.

Por fim, agradeço a todos aqueles que, direta ou indiretamente, contribuíram para a concretização deste trabalho.

"Nada no mundo pode substituir a persistência"
(COOLIDGE, 1929)

RESUMO

A previsão de insolvência constitui um desafio crítico para a estabilidade do sistema de saúde suplementar no Brasil. As Operadoras de Planos de Saúde (OPS) enfrentam pressões crescentes de natureza financeira, demográfica e regulatória, o que reforça a necessidade de sistemas de alerta precoce capazes de identificar sinais (*red flags*) de risco de insolvência. Esta pesquisa tem como objetivo analisar indicadores socioeconômico-financeiros que contribuem como sinais de alerta (*red flags*) para identificar riscos de insolvência em operadoras de planos de saúde brasileiras. O referencial teórico adota a Teoria da Sinalização para discutir os indicadores como sinais antecipados para a detecção da insolvência. A pesquisa abrange o período de 2007 a 2024, utilizando indicadores financeiros e informações não financeiras disponibilizadas pela Agência Nacional de Saúde Suplementar (ANS), complementados por variáveis macroeconômicas. O método combina a aplicação do *Elastic Net* para a seleção dos indicadores e a regressão logística para sua validação econométrica, considerando separadamente oito modalidades de OPS e dois horizontes temporais antecedentes à insolvência ($t-1$ e $t-2$). Os resultados identificaram *red flags* financeiros, não financeiros e macroeconômicos associados ao risco de insolvência, com convergências e divergências entre os sinais econômicos esperados e os resultados empíricos conforme a modalidade e o horizonte temporal analisado. Entre os 95 indicadores distintos identificados, 33 apresentaram maior persistência temporal e recorrência entre modalidades, evidenciando um conjunto de sinais mais consistentes associados ao risco de insolvência das OPS. A pesquisa contribui para a literatura de insolvência e para a aplicação da Teoria da Sinalização ao evidenciar o caráter multidimensional e contextual dos sinais associados ao risco de insolvência, além de apresentar potenciais subsídios ao monitoramento prudencial das OPS. Os achados reforçam a importância de considerar conjuntamente diferentes dimensões de sinais e as especificidades das modalidades e dos horizontes temporais na análise do risco de insolvência das OPS.

Palavras-chave: sinais de alerta (*red flags*); indicadores socioeconômico-financeiros; previsão de insolvência; operadoras de planos de saúde; teoria da sinalização; *elastic net*; regressão logística.

ABSTRACT

Predicting insolvency represents a critical challenge for the stability of Brazil's supplementary healthcare system. Health plan operators (HPOs) face increasing financial, demographic, and regulatory pressures, reinforcing the need for early warning systems capable of identifying insolvency risk signals (red flags). This study aims to analyze socioeconomic and financial indicators that contribute as warning signals (red flags) to identifying insolvency risks in Brazilian health plan operators. The theoretical framework is grounded in Signaling Theory, which is used to discuss indicators as early signals for insolvency detection. The study covers the period from 2007 to 2024, using financial indicators and non-financial information provided by the National Supplementary Health Agency (ANS), complemented by macroeconomic variables. The methodological approach combines the Elastic Net technique for indicator selection with logistic regression for econometric validation, considering eight types of health plan operators separately and two time horizons preceding insolvency ($t-1$ and $t-2$). The results identified financial, non-financial, and macroeconomic red flags associated with insolvency risk, with convergences and divergences between the expected economic signs and the empirical results depending on the type of health plan operator and the time horizon analyzed. Among the 95 distinct indicators identified, 33 showed greater temporal persistence and recurrence across operator types, revealing a set of more consistent signals associated with insolvency risk among Brazilian health plan operators. The study contributes to the insolvency literature and to the application of Signaling Theory by highlighting the multidimensional and contextual nature of signals associated with insolvency risk, while also providing potential insights for the prudential monitoring of health plan operators. The findings reinforce the importance of jointly considering different dimensions of signals, as well as operator-specific characteristics and time horizons, when assessing insolvency risk among health plan operators.

Keywords: warning signals (red flags); socioeconomic and financial indicators; insolvency prediction; health plan operators; signaling theory; Elastic Net; logistic regression.

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AC: Ativo Circulante
ADM_BENF: Administradora de Benefícios
AIC: Critério de Informação de Akaike
AME: Efeito Marginal Médio
ANS: Agência Nacional de Saúde Suplementar
AP: Ativo Permanente
AT: Ativo Total
AUTO_G: Autogestão
BCB: Banco Central do Brasil
BIC: Critério de Informação de Schwarz
CADOP: Cadastro de Operadoras
CBR: Capital Baseado em Riscos
CNPJ: Cadastro Nacional de Pessoas Jurídicas
COMB: Indicador Combinado
COOP_MED: Cooperativa Médica
COOP_OD: Cooperativa Odontológica
CR: Créditos de Operações de Saúde
CSLL: Contribuição Social
DA: Despesas Administrativas
DC: Despesas Comerciais
DF: Despesas Financeiras
DICOL: Diretoria Colegiada
DIOPS: Documento de Informações Periódicas das Operadoras de Planos de Assistência à Saúde
EIL: Eventos Indenizáveis Líquido
EL: Eventos a Liquidar
ELP: Passivo Exigível a Longo Prazo
ELP: Passivo Exigível a Longo Prazo
ENDIV_CP: Endividamento de Curto Prazo
ENDIV_LP: Endividamento de Longo Prazo
ESG: Environmental, Social and Governance
ET: Exigível Total
FGV: Fundação Getúlio Vargas
FILANT: Filantropia
GRETL: Regression, Econometrics and Time-series Library
IBGE: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
ID: Impostos Diferidos
IDSS: Índice de Desempenho da Saúde Suplementar
IMOB: Indicador de Imobilização
IR: Imposto de Renda
LC: Liquidez Corrente
LG: Liquidez Geral
MDA: Análise Discriminante Linear
MED_GR: Medicina de Grupo
MEF: Monitoramento Econômico-Financeiro
MLB: Margem Líquida Bruta
OD_GR: Odontologia de Grupo
OPS: Operadoras de Planos de Saúde

OR: Odds Ratio
PC: Passivo Circulante
PIB: Produto Interno Bruto
PL: Patrimônio Líquido
PMCR: Prazo Médio de Contraprestações a Receber
PMPE: Prazo Médio de Pagamento de Eventos
RB: Resultado Bruto
RFL: Resultado Financeiro Líquido
RL: Resultado Líquido
RLP: Ativo Realizável a Longo Prazo
RN: Resolução Normativa
RO: Resultado Operacional
RT: Receita Total
SEG_ESP: Seguradora Especializada em Saúde
SIB: Sistema de Informações de Beneficiários
SUS: Sistema Único de Saúde
VD_Y: Variável Dependente
VIF: Fator de Inflação da Variância
VPP: Valor Preditivo Positivo

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - Características e contribuições dos modelos clássicos de previsão de insolvência	35
Quadro 2 - Resumo estudos de insolvência em operadoras de planos de saúde (OPS)	44
Quadro 3 - Síntese quantidade de indicadores selecionados por modalidade de OPS	199

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 - Curvas ROC dos modelos logísticos – ADM_BENEF (t-1) e (t-2).....	133
Gráfico 2 - Curvas ROC dos modelos logísticos – AUTO_G (t-1) e (t-2).....	133
Gráfico 3 - Curvas ROC dos modelos logísticos – COOP_MED (t-1) e (t-2).....	133
Gráfico 4 - Curvas ROC dos modelos logísticos – COOP_OD (t-1) e (t-2).....	134
Gráfico 5 - Curvas ROC dos modelos logísticos – FILANT (t-1) e (t-2).....	134
Gráfico 6 - Curvas ROC dos modelos logísticos – MED_GR (t-1) e (t-2).....	134
Gráfico 7 - Curvas ROC dos modelos logísticos – OD_GR (t-1) e (t-2).....	135
Gráfico 8 - Curvas ROC dos modelos logísticos – SEG_ESP (t-1) e (t-2).....	135

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Fluxo conceitual da deterioração econômico-financeira em OPS	42
---	----

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Número de OPS em operação, segundo a situação de envio do DIOPS no período de 2007 a 2024.....	59
Tabela 2 - Variável dependente da pesquisa	59
Tabela 3 - Motivos detalhados de descredenciamento de OPS (2007–2024).....	60
Tabela 4 - Composição final dos eventos de falha por OPS (Variável Dependente = 1)	61
Tabela 5 - Distribuição dos Blocos de Indicadores Socioeconômico-Financeiros.....	61
Tabela 6 - Indicadores de liquidez	63
Tabela 7 - Indicadores de rentabilidade	63
Tabela 8 - Indicadores de custos assistenciais e operacionais	64
Tabela 9 - Indicadores de estrutura de capital e endividamento	65
Tabela 10 - Indicadores do ciclo financeiro e eficiência operacional.....	65
Tabela 11 - Outros indicadores financeiros para identificação de risco (low).....	66
Tabela 12 - Outros indicadores financeiros para identificação de risco (high)	66
Tabela 13 - Outras variáveis financeiras - condições patrimoniais, operacionais ou contábeis específicas.....	67
Tabela 14 - Indicadores Não Financeiros utilizados na pesquisa	69
Tabela 15 - Indicadores macroeconômicos da pesquisa	70
Tabela 16 - Visão geral dos procedimentos de tratamento dos dados	72
Tabela 17 - Tipologia dos problemas metodológicos identificados nos indicadores	73
Tabela 18 - Modelos de winsorização aplicados na pesquisa.....	75
Tabela 19 - Resumo dos tratamentos metodológicos	75
Tabela 20 - Dummies representando situações extremas de fragilidade econômico-financeira	76
Tabela 21 - Estrutura da padronização intraestrato	78
Tabela 22 - Estrutura temporal das variáveis explicativas	79
Tabela 23 - Estrutura dos dados contidos nos arquivos de importação	80
Tabela 24 - Parametrização e critérios de otimização do Elastic Net.....	82
Tabela 25 - Comparativo de parcimônia e dimensionalidade por modelo de winsorização	84
Tabela 26 - Mediana dos Indicadores Financeiros por Modalidade de Operadora de Plano de Saúde	90
Tabela 27 - Distribuição das Observações por Modalidade e Ano (2007-2024).....	93

Tabela 28 - Distribuição das Observações por Região Geográfica e Modalidade (2007-2024)	95
Tabela 29 - Distribuição das Observações por Porte e Modalidade (2007-2024)	96
Tabela 30 - Distribuição das Observações por Verticalização e Modalidade (2007-2024)	98
Tabela 31 - Outras Características da Amostra por Modalidade	99
Tabela 32 - Quantidade observações solventes e insolventes (2007 – 2024)	101
Tabela 33 - Registros e descredenciamento de OPS por modalidade até dezembro de 2024	102
Tabela 34 - Fluxo de registros e descredenciamentos de OPS por modalidade (2007–2024)	104
Tabela 35 - Evolução do Descredenciamento de OPS por Período e Tipo de Ocorrência	104
Tabela 36 - Evolução Anual de Registros e Descredenciamentos de OPS (2007–2024)	105
Tabela 37 - Resumo total da pesquisa – indicadores, modelos, horizonte temporal	107
Tabela 38 - Resultados do modelo principal por modalidade de OPS	108
Tabela 39 - Quantidade de indicadores por horizonte temporal e sinais de risco de insolvência	109
Tabela 40 - Resumo geral do modelo principal, quantidades por tipo de indicadores	110
Tabela 41 - Detalhamento das características dos indicadores do modelo principal	111
Tabela 42 - TOP20 indicadores do modelo principal mais presentes nas modalidades	113
Tabela 43 - Análise de sensibilidade da seleção de variáveis aos diferentes níveis de winsorização	115
Tabela 44 - Maiores correlações positivas e negativas por modalidade e período	116
Tabela 45 - Síntese do diagnóstico de multicolinearidade (VIF e Tolerância) por modalidade e período	119
Tabela 46 - Síntese dos critérios de suficiência estrutural dos diagnósticos de multicolinearidade ($BKW \geq 30$ e $BKM \geq 10$)	122
Tabela 47 - Modelos com ocorrências nos critérios $BKW \geq 30$ e $BKM \geq 10$	123
Tabela 48 - Estatísticas gerais e indicadores de ajuste dos modelos logísticos estimados para as modalidades de OPS (t-1)	124
Tabela 49 - Estatísticas gerais e indicadores de ajuste dos modelos logísticos estimados para as modalidades de OPS (t-2)	124
Tabela 50 - Capacidade discriminatória dos modelos logísticos estimados para as modalidades de OPS (t-1)	125
Tabela 51 - Capacidade discriminatória dos modelos logísticos estimados para as modalidades de OPS (t-2)	126

Tabela 52 - Valor Preditivo Positivo (VPP) dos modelos estimados para a modalidade COOP_MED.....	128
Tabela 53 - Simulação dos thresholds e impactos sobre a capacidade discriminatória dos modelos (t-1)	129
Tabela 54 - Simulação dos thresholds e impactos sobre a capacidade discriminatória dos modelos (t-2)	130
Tabela 55 - Matriz de confusão do modelo logístico.....	131
Tabela 56 - Caracterização das bases analíticas e variáveis selecionadas por modalidade de OPS (t-1).....	136
Tabela 57 - Caracterização das bases analíticas e variáveis selecionadas por modalidade de OPS (t-2).....	137
Tabela 58 - Red flags estatisticamente significativas associadas ao risco de insolvência na modalidade ADM_BENEF (t-1).....	139
Tabela 59 - Red flags estatisticamente significativas associadas ao risco de insolvência na modalidade ADM_BENEF (t-2).....	139
Tabela 60 - Red flags estatisticamente significativas associadas ao risco de insolvência na modalidade AUTO_G (t-1).....	140
Tabela 61 - Red flags estatisticamente significativas associadas ao risco de insolvência na modalidade AUTO_G (t-2).....	140
Tabela 62 - Red flags estatisticamente significativas associadas ao risco de insolvência na modalidade COOP_MED (t-1).....	141
Tabela 63 - Red flags estatisticamente significativas associadas ao risco de insolvência na modalidade COOP_MED (t-2).....	141
Tabela 64 - Red flags estatisticamente significativas associadas ao risco de insolvência na modalidade COOP_OD (t-1).....	142
Tabela 65 - Red flags estatisticamente significativas associadas ao risco de insolvência na modalidade COOP_OD (t-2).....	143
Tabela 66 - Red flags estatisticamente significativas associadas ao risco de insolvência na modalidade FILANT (t-1)	144
Tabela 67 - Red flags estatisticamente significativas associadas ao risco de insolvência na modalidade FILANT (t-2)	144
Tabela 68 - Red flags estatisticamente significativas associadas ao risco de insolvência na modalidade MED_GR (t-1).....	145

Tabela 69 - Red flags estatisticamente significativas associadas ao risco de insolvência na modalidade MED_GR (t-2)	146
Tabela 70 - Red flags estatisticamente significativas associadas ao risco de insolvência na modalidade OD_GR (t-1)	147
Tabela 71 - Red flags estatisticamente significativas associadas ao risco de insolvência na modalidade OD_GR (t-2)	147
Tabela 72 - Red flags estatisticamente significativas associadas ao risco de insolvência na modalidade SEG_ESP (t-1)	149
Tabela 73 - Red flags estatisticamente significativas associadas ao risco de insolvência na modalidade SEG_ESP (t-2)	149
Tabela 74 - Odds Ratios (OR), Intervalos de Confiança de 95% e Efeitos Marginais Médios (AME) dos indicadores associados ao risco de insolvência na modalidade ADM_BENEF (t-1)	151
Tabela 75 - Odds Ratios (OR), Intervalos de Confiança de 95% e Efeitos Marginais Médios (AME) dos indicadores associados ao risco de insolvência na modalidade ADM_BENEF (t-2)	151
Tabela 76 - Odds Ratios (OR), Intervalos de Confiança de 95% e Efeitos Marginais Médios (AME) dos indicadores associados ao risco de insolvência na modalidade AUTO_G (t-1)..	152
Tabela 77 - Odds Ratios (OR), Intervalos de Confiança de 95% e Efeitos Marginais Médios (AME) dos indicadores associados ao risco de insolvência na modalidade AUTO_G (t-2)..	152
Tabela 78 - Odds Ratios (OR), Intervalos de Confiança de 95% e Efeitos Marginais Médios (AME) dos indicadores associados ao risco de insolvência na modalidade COOP_MED (t-1)	153
Tabela 79 - Odds Ratios (OR), Intervalos de Confiança de 95% e Efeitos Marginais Médios (AME) dos indicadores associados ao risco de insolvência na modalidade COOP_MED (t-2)	154
Tabela 80 - Odds Ratios (OR), Intervalos de Confiança de 95% e Efeitos Marginais Médios (AME) dos indicadores associados ao risco de insolvência na modalidade COOP_OD (t-1)	155
Tabela 81 - Odds Ratios (OR), Intervalos de Confiança de 95% e Efeitos Marginais Médios (AME) dos indicadores associados ao risco de insolvência na modalidade COOP_OD (t-2)	155
Tabela 82 - Odds Ratios (OR), Intervalos de Confiança de 95% e Efeitos Marginais Médios (AME) dos indicadores associados ao risco de insolvência na modalidade FILANT (t-1) ...	156

Tabela 83 - Odds Ratios (OR), Intervalos de Confiança de 95% e Efeitos Marginais Médios (AME) dos indicadores associados ao risco de insolvência na modalidade FILANT (t-2) ...	156
Tabela 84 - Odds Ratios (OR), Intervalos de Confiança de 95% e Efeitos Marginais Médios (AME) dos indicadores associados ao risco de insolvência na modalidade MED_GR (t-1) .	158
Tabela 85 - Odds Ratios (OR), Intervalos de Confiança de 95% e Efeitos Marginais Médios (AME) dos indicadores associados ao risco de insolvência na modalidade MED_GR (t-2) .	158
Tabela 86 - Odds Ratios (OR), Intervalos de Confiança de 95% e Efeitos Marginais Médios (AME) dos indicadores associados ao risco de insolvência na modalidade OD_GR (t-1)	159
Tabela 87 - Odds Ratios (OR), Intervalos de Confiança de 95% e Efeitos Marginais Médios (AME) dos indicadores associados ao risco de insolvência na modalidade OD_GR (t-2)	160
Tabela 88 - Odds Ratios (OR), Intervalos de Confiança de 95% e Efeitos Marginais Médios (AME) dos indicadores associados ao risco de insolvência na modalidade SEG_ESP (t-1) .	161
Tabela 89 - Odds Ratios (OR), Intervalos de Confiança de 95% e Efeitos Marginais Médios (AME) dos indicadores associados ao risco de insolvência na modalidade SEG_ESP (t-2) .	161
Tabela 90 - Indicadores com sinal econômico indefinido (avaliação ex-ante) e confirmação empírica do sinal (avaliação ex-post)	164
Tabela 91 - Indicadores com sinal econômico negativo (avaliação ex-ante) e confirmação empírica com sinal positivo (avaliação ex-post)	167
Tabela 92 - Indicadores financeiros com sinal econômico positivo (avaliação ex-ante) e confirmação empírica com sinal negativo (avaliação ex-post)	171
Tabela 93 - Indicadores não financeiros com sinal econômico positivo (avaliação ex-ante) e confirmação empírica com sinal negativo (avaliação ex-post)	175
Tabela 94 - Indicadores macroeconômicos com sinal econômico positivo (avaliação ex-ante) e confirmação empírica com sinal negativo (avaliação ex-post)	178
Tabela 95 - Indicadores com sinal econômico negativo – protetivo (avaliação ex ante) e confirmação empírica com sinal negativo – protetivo (avaliação ex post)	181
Tabela 96 - Indicadores com sinal econômico positivo (avaliação ex ante) e confirmação empírica com sinal positivo (avaliação ex post).....	183
Tabela 97- Indicadores Financeiros - Persistência e Recorrência	194
Tabela 98 - Indicadores Não Financeiros - Persistência e Recorrência.....	195
Tabela 99 - Indicadores Macroeconomicos - Persistência e Recorrência	197

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO.....	23
1.1 Problema de Pesquisa	26
1.2 Objetivos	27
1.2.1 Objetivo Geral.....	27
1.2.2 Objetivos Específicos	27
1.3 Justificativas e Contribuições	27
1.4 Organização do Trabalho	29
2 REFERENCIAL TEORICO.....	30
2.1 Relevância da análise de risco de insolvência para as OPS.....	30
2.2 Teoria da Sinalização	32
2.3 Definição de insolvência em setores regulados e critérios de classificação da falha institucional.....	33
2.4 Evolução dos Modelos Clássicos de Previsão de Falência Empresarial	34
2.5 Evolução da Literatura de Previsão de Insolvência e Tendência aos Modelos Híbridos.....	36
2.6 Red Flags como Indicadores de Insolvência.....	38
2.7 Dinâmica da deterioração econômico-financeira e do risco de insolvência das OPS	40
2.8 Modelos Preditivos de Insolvência em Operadoras de Planos de Saúde.....	42
2.9 Indicadores socioeconômico-financeiros como red flags nas OPS	45
2.10 Desafios metodológicos na utilização de indicadores financeiros.....	47
2.11 Elastic Net e Seleção de Variáveis em Modelos de Insolvência	48
2.12 Hipóteses de Pesquisa.....	49
3 METODOLOGIA.....	56
3.1 Caracterização da pesquisa	56
3.2 Base de Dados.....	56
3.3 Período analisado	57
3.4 Estratégia de segmentação da amostra por modalidade de operadora.....	58
3.5 Seleção da amostra.....	58
3.6 Variáveis da Pesquisa	59
3.7 Tratamento Aplicado na Base de Dados	71
3.8 Modelos Utilizados	80
4. RESULTADOS	89
4.1 Caracterização da amostra	89
4.2 Contextualização do fenômeno da insolvência.....	101
4.3 Resultados do Elastic Net	106
4.4 Resultados regressão logística	116
5 CONCLUSÃO.....	198
5.1 Síntese dos Resultados.....	198
5.2 Contribuições Teóricas.....	201
5.3 Contribuições Práticas e Regulatórias	202
5.4 Limitações da Pesquisa	204
5.5 Sugestões para Pesquisas Futuras	205
REFERENCIAS	207

1 INTRODUÇÃO

As Operadoras de Planos de Saúde (OPS) enfrentam desafios crescentes de sustentabilidade, especialmente em decorrência das pressões regulatórias inerentes ao setor de saúde suplementar. Isso tem levado, nos últimos anos, a um aumento do número de operadoras que tiveram seu registro de funcionamento cancelado. Esse cenário evidencia a relevância de investigar os fatores que explicam a insolvência dessas instituições e reforça a necessidade de desenvolver sistemas e indicadores de alerta precoce capazes de identificar, oportunamente, sinais de risco de insolvência. A antecipação desses sinais permite a adoção de medidas preventivas que evitem a paralisação dos serviços e assegurem a continuidade da assistência à saúde dos beneficiários.

As crises econômico-financeiras tendem a ser precedidas por um processo gradual de deterioração, refletido em sinais observáveis antes da materialização da insolvência (Beaver, 1966; Ashraf, Félix e Serrasqueiro, 2019; Klobucnik, Miersch e Sievers, 2017). Essa constatação impulsionou o desenvolvimento de pesquisas voltadas à previsão de dificuldades financeiras e do risco de insolvência.

O sistema de saúde suplementar constitui importante componente da assistência à saúde no Brasil, coexistindo e interagindo com o Sistema Único de Saúde (SUS) em uma estrutura assistencial público-privada (Lima Junior; Machado; Lima, 2024). Avelar *et al.* (2021) destacam que a saúde suplementar desempenha papel relevante no sistema de saúde brasileiro, atendendo dezenas de milhões de beneficiários. Considerando a expressiva cobertura populacional proporcionada por esse setor, sua atuação contribui para ampliar o acesso aos serviços de saúde e para absorver parcela da demanda assistencial que, potencialmente, seria direcionada ao SUS. Nesse cenário, a continuidade operacional das OPS transcende uma questão exclusivamente empresarial, assumindo relevância social em razão dos potenciais impactos que sua insolvência pode gerar para os beneficiários e para o próprio sistema de saúde.

A relevância da saúde suplementar enquanto complemento ao sistema público se torna ainda mais evidente quando se analisam os dados recentes divulgados pela ANS. Dados do encerramento de 2024 revelam registros de 52,2 milhões de vínculos em planos de assistência médica e 34,4 milhões em planos de cobertura odontológica (ANS, 2025a). Esses números demonstram que uma parcela expressiva da população brasileira conta com cobertura de assistência médico-hospitalar e odontológica por meio do setor de saúde suplementar o que reforça a relevância desse segmento no sistema nacional de saúde.

Além do aspecto quantitativo da cobertura, há também um impacto direto sobre a capacidade de atendimento do sistema público. Conforme Correio; Pinheiro; Monnerat (2021), aproximadamente um quarto da população brasileira é beneficiária de planos de saúde, o que contribui para aliviar a sobrecarga do SUS e ampliar o acesso da população a serviços de saúde.

Outro ponto que reforça a importância da saúde suplementar é o volume financeiro movimentado pelo setor. Em 2024, foram contabilizados R\$ 312,1 bilhões em receita de contraprestações e R\$ 256,8 bilhões em despesas assistenciais (ANS, 2025a), valores que evidenciam o peso econômico das OPS no contexto nacional e sua relevância não apenas social, mas também macroeconômica.

Diante da relevância social, econômica e assistencial do setor, é central o papel regulatório da ANS no seu acompanhamento e fortalecimento. As OPS atuam sob a regulação da autarquia, cuja finalidade é zelar pelo interesse público na saúde suplementar e disciplinar as relações entre operadoras, prestadores e beneficiários, inclusive por meio de registro, fiscalização e definição de padrões de qualidade e cobertura. Assim, a ANS contribui para a proteção dos usuários e para o avanço das ações de saúde no território nacional (Brasil, 2000).

Entretanto, mesmo com a atuação regulatória da ANS, a sustentabilidade das OPS continua sendo desafiada por fatores econômicos (inflação, PIB, emprego), políticos (pressões por acesso e reajustes), demográficos (envelhecimento populacional), tecnológicos (inovações que elevam custos) e regulatórios (judicialização, verticalização, fusões, fraudes e aumento das despesas assistenciais), exigindo maior eficiência, controle e adaptação frente às crescentes demandas do setor de saúde suplementar (ANS, 2025b). Esses fatores ampliam a complexidade da gestão das operadoras e aumentam as pressões sobre sua estrutura econômico-financeira, elevando a importância de mecanismos capazes de identificar precocemente situações de risco.

À luz desses desafios, torna-se indispensável desenvolver instrumentos de análise que considerem, além dos aspectos financeiros, as particularidades institucionais, geográficas, regulatórias e demográficas do setor de saúde suplementar (Correio; Pinheiro; Monnerat, 2021). A literatura sobre previsão de insolvência tradicionalmente concentrou-se em modelos baseados predominantemente em indicadores financeiros, como aqueles derivados dos trabalhos pioneiros de Altman (1968). Embora esses indicadores sejam amplamente utilizados e possuam reconhecida capacidade preditiva, sua aplicação isolada pode não ser suficiente para capturar toda a complexidade dos fatores associados ao risco de insolvência em Operadoras de Planos de Saúde, especialmente em razão das especificidades regulatórias, operacionais e assistenciais que caracterizam esse segmento.

Nesse contexto, Guimarães e Alves (2009) observam que a produção científica nacional sobre previsão de insolvência concentrou-se majoritariamente em empresas industriais e comerciais, dedicando menor atenção a setores regulados como o da saúde suplementar. Como consequência, permanecem limitadas as investigações que analisam de forma integrada indicadores financeiros, não financeiros e macroeconômicos voltados à identificação de *red flags* de insolvência em OPS. Essa lacuna torna relevante o desenvolvimento de pesquisas capazes de ampliar a compreensão dos fatores associados à insolvência dessas organizações, contribuindo para a identificação de sinais de alerta que possam apoiar decisões regulatórias e gerenciais e fortalecer a sustentabilidade do setor de saúde suplementar (Guimarães; Alves, 2009).

Sharma e Mittal (2024) pesquisaram a evolução dos preditores financeiros, não financeiros e macroeconômicos aplicados à falência corporativa. O estudo realizou uma revisão da literatura do período de 1960 a 2024 e evidenciou que a utilização combinada de variáveis financeiras, não financeiras e macroeconômicas tende a gerar maior eficácia preditiva. Essa integração das variáveis pode contribuir para o desenvolvimento de modelos mais robustos e adaptáveis, capazes de entregar previsões mais precisas e sensíveis às dinâmicas do ambiente empresarial das OPS.

Embora a literatura internacional aponte avanços relevantes na integração de variáveis, permanece a necessidade de investigar o uso de variáveis mais aderentes ao contexto brasileiro, particularmente no caso das OPS do setor de saúde suplementar. Nesse segmento, os riscos de insolvência possuem implicações que afetam diretamente a sustentabilidade das OPS e a proteção dos beneficiários.

Diante desse contexto, a análise integrada de indicadores financeiros, não financeiros e macroeconômicos pode ampliar a compreensão dos fatores associados ao risco de insolvência das Operadoras de Planos de Saúde e contribuir para a identificação de *red flags* mais aderentes às especificidades do setor. Nesta pesquisa, a expressão indicadores socioeconômico-financeiros é utilizada para designar, de forma integrada, o conjunto de indicadores financeiros, não financeiros e macroeconômicos analisados. A análise integrada dessas dimensões pode contribuir para a construção de mecanismos mais eficazes de identificação de *red flags*, permitindo a detecção precoce de situações de risco, a adoção de medidas preventivas pelas operadoras e o aperfeiçoamento dos mecanismos de supervisão exercidos pela ANS.

A busca por mecanismos capazes de identificar precocemente situações de dificuldades financeiras possui longa tradição na literatura acadêmica. Desde os estudos pioneiros de Beaver (1966), que evidenciaram a capacidade preditiva das informações contábeis para antecipar

problemas de continuidade empresarial, a literatura sobre previsão de insolvência avançou muito. Ao longo das décadas, foram desenvolvidos modelos clássicos baseados em indicadores financeiros, como os de Altman (1968), Ohlson (1980) e Zmijewski (1984), além de abordagens mais recentes fundamentadas em modelos híbridos e técnicas de aprendizado de máquina (Shi; Li, 2019; Barboza; Kimura; Altman, 2017; Muslim *et al.*, 2024). Essa evolução metodológica ampliou a capacidade de identificação dos fatores associados ao risco de insolvência e estimulou sua aplicação em diferentes setores econômicos, incluindo o mercado de saúde suplementar.

A presente pesquisa se baseia na Teoria da Sinalização (Spence, 1973), partindo do pressuposto de que os indicadores socioeconômico-financeiros estruturados em um modelo preditivo têm a capacidade de sinalizar antecipadamente o risco de insolvência em operadoras de planos de saúde. Sob essa perspectiva, tais indicadores são interpretados como sinais observáveis de deterioração econômico-financeira, sendo tratados nesta pesquisa como *red flags* de risco de insolvência.

Considerando esse contexto teórico e a lacuna identificada na literatura, a pesquisa direciona-se à investigação dos indicadores socioeconômico-financeiros com potencial para atuar como *red flags* de risco de insolvência em OPS no Brasil. Para tanto, emprega técnicas estatísticas de seleção de variáveis e modelagem preditiva capazes de identificar, entre um amplo conjunto de indicadores socioeconômico-financeiros, aqueles com maior potencial para atuar como *red flags* de insolvência.

Adicionalmente, a pesquisa considera os horizontes temporais $t-1$ e $t-2$ anteriores ao evento de insolvência, permitindo avaliar a capacidade dos indicadores em sinalizar situações de risco em diferentes momentos antecedentes à ocorrência do evento. Essa abordagem possibilita examinar a persistência dos sinais de alerta nos períodos analisados, contribuindo para a compreensão dos fatores associados ao risco de insolvência nas Operadoras de Planos de Saúde.

1.1 Problema de Pesquisa

Do exposto, surge o problema de pesquisa: Quais indicadores socioeconômico-financeiros contribuem como *red flags* de risco de insolvência em OPS no Brasil?

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo Geral

Analisar indicadores socioeconômico-financeiros que contribuem como *red flags* para identificar riscos de insolvência em OPS no Brasil.

1.2.2 Objetivos Específicos

1. Analisar a contribuição dos indicadores financeiros como *red flags* para a identificação do risco de insolvência em OPS.
2. Analisar a contribuição dos indicadores não financeiros relacionados às características institucionais, operacionais e regulatórias das OPS como *red flags* para a identificação do risco de insolvência.
3. Analisar a contribuição dos indicadores macroeconômicos como *red flags* para a identificação do risco de insolvência das OPS.

A presente pesquisa é delimitada ao mercado brasileiro de saúde suplementar, tendo como unidade de análise as Operadoras de Planos de Saúde (OPS) reguladas pela Agência Nacional de Saúde Suplementar (ANS).

O período analisado compreende os anos de 2007 a 2024. A escolha desse intervalo decorre da maior disponibilidade e consistência das informações regulatórias, cadastrais e econômico-financeiras disponibilizadas pela ANS a partir de 2007, bem como da possibilidade de contemplar importantes transformações regulatórias, econômicas e estruturais observadas no setor ao longo das últimas duas décadas. Além disso, o período permite a observação de diferentes ciclos econômicos, ampliando a capacidade de analisar a influência de fatores macroeconômicos sobre o risco de insolvência das operadoras.

1.3 Justificativas e Contribuições

A sustentabilidade das OPS no mercado de saúde suplementar constitui um dos pilares para a estabilidade do sistema de saúde brasileiro, sendo fundamental para garantir acesso à saúde para milhões de beneficiários. A ocorrência de insolvência nestas empresas compromete o acesso dos serviços por parte dos beneficiários e gera externalidades negativas que impactam

o sistema público nacional de saúde. Assim, esta pesquisa se justifica pela sua relevância social, ao propor instrumentos capazes de identificar sinais de risco de insolvência e descontinuidade operacional das operadoras, contribuindo para a proteção dos beneficiários contra riscos de desassistência.

A pesquisa também apresenta contribuição científica ao investigar de forma integrada indicadores financeiros, não financeiros e macroeconômicos associados ao risco de insolvência em Operadoras de Planos de Saúde. Embora a literatura internacional tenha avançado na utilização de modelos que combinam variáveis de diferentes naturezas, a revisão da literatura realizada não identificou estudos que, no contexto regulatório brasileiro da saúde suplementar, analisem a capacidade desses indicadores atuarem conjuntamente como *red flags* de risco de insolvência para cada modalidade de operadoras. Nesse sentido, a pesquisa contribui para ampliar a compreensão dos fatores associados à solvência das OPS e para preencher uma lacuna ainda pouco explorada na literatura nacional.

O estudo oferece contribuições por apontar indicadores que podem ser úteis para gestores e reguladores. Esses indicadores podem funcionar como ferramentas de apoio para o monitoramento preventivo das OPS, permitindo uma atuação mais proativa. Com isso, fortalece-se a capacidade dos interessados de antecipar possíveis problemas e adotar medidas para mitigar riscos antes que eles se agravem.

A pesquisa também apresenta contribuição metodológica ao utilizar dados regulatórios públicos da ANS integrados a indicadores macroeconômicos e características institucionais das operadoras, permitindo uma análise mais aderente à realidade do setor de saúde suplementar. Adicionalmente, emprega a *Elastic Net* para seleção de variáveis em ambiente caracterizado por elevada dimensionalidade e potencial multicolinearidade, proporcionando critérios objetivos para identificação dos indicadores mais relevantes associados ao risco de insolvência. A utilização de uma abordagem quantitativa e longitudinal contribui para capturar a dinâmica temporal das operadoras e ampliar a robustez das evidências produzidas.

Com isso, acredita-se que os achados desta pesquisa possam contribuir para o aperfeiçoamento dos marcos regulatórios e das práticas de gestão no setor de saúde suplementar, além de despertar o interesse por novas investigações acadêmicas na área. Ao reunir evidências sobre fatores associados ao risco de insolvência, o estudo busca colaborar com a identificação de *red flags* que possam subsidiar ações preventivas por parte das operadoras e aprimorar os mecanismos de supervisão regulatória da ANS.

1.4 Organização do Trabalho

Além desta introdução, a dissertação está estruturada em mais quatro capítulos.

O Capítulo 2 apresenta o referencial teórico que fundamenta a pesquisa, abordando a literatura sobre insolvência corporativa, a Teoria da Sinalização, os modelos de previsão de insolvência e os estudos relacionados aos indicadores financeiros, não financeiros e macroeconômicos associados ao risco de insolvência.

O Capítulo 3 descreve os procedimentos metodológicos adotados, incluindo a caracterização da pesquisa, a definição da amostra, a construção e categorização das variáveis, o tratamento dos dados e as técnicas estatísticas empregadas para a seleção e análise dos indicadores.

O Capítulo 4 apresenta e discute os resultados obtidos, contemplando a análise dos modelos estimados e a identificação dos indicadores que contribuíram como *red flags* de risco de insolvência nas Operadoras de Planos de Saúde.

Por fim, o Capítulo 5 apresenta as conclusões da pesquisa, destacando suas principais contribuições teóricas, metodológicas e práticas, bem como suas limitações e sugestões para pesquisas futuras.

2 REFERENCIAL TEORICO

No curso da atividade empresarial, é comum o surgimento de fatores que comprometem a geração de valor, a liquidez e a sustentabilidade financeira das organizações. Essas limitações podem decorrer de fatores internos, como deficiências gerenciais, estrutura de custos inadequada, fragilidades de governança ou limitações operacionais, bem como de fatores externos, incluindo condições econômicas adversas, mudanças no ambiente competitivo e oscilações de mercado (Hasin; Minhad; Omar, 2023; Koksai; Arditi, 2004; Ma'Aji, 2019; Purves; Niblock; Sloan, 2015). Quando não adequadamente enfrentados, esses fatores podem desencadear processos de deterioração financeira capazes de culminar em dificuldades econômicas, insolvência ou falência (Ma'Aji; Abdullah; Khaw, 2019; Ma'Aji, 2019).

Apesar da relevância do tema, a literatura ainda não consolidou uma teoria única capaz de explicar, de forma abrangente, as causas da insolvência empresarial. Em razão da natureza multifacetada do fenômeno, sua compreensão tem sido construída a partir de diferentes abordagens teóricas e metodológicas, que se complementam conforme o contexto analisado (Dimitras; Zanakis; Zopounidis, 1996; Balcaen; Ooghe, 2006; Bellovary; Giacomino; Akers, 2007; Sharma; Mittal, 2024; Mahmoud; Taufiq, 2024).

Nesse contexto, os modelos clássicos desenvolvidos por Beaver (1966), Altman (1968), Ohlson (1980) e Zmijewski (1984) constituem marcos fundamentais da literatura de previsão de insolvência. Esses modelos demonstraram que a deterioração econômico-financeira tende a produzir sinais observáveis antes da ocorrência da falha empresarial, permitindo a utilização de indicadores como instrumentos de identificação antecipada do risco de insolvência.

2.1 Relevância da análise de risco de insolvência para as OPS

O setor de saúde suplementar exerce papel estratégico no sistema de saúde brasileiro ao oferecer cobertura assistencial privada a aproximadamente um quarto da população do país, contribuindo para reduzir a pressão sobre o Sistema Único de Saúde (SUS) e movimentando uma parcela relevante da economia nacional (Correio; Pinheiro; Monnerat, 2021; Borges; Leão, 2020). Além de sua relevância social, o setor possui expressiva importância econômica, representando cerca de 3% do Produto Interno Bruto (PIB) brasileiro e atendendo mais de 52 milhões de beneficiários na assistência médica e 34 milhões na assistência odontológica em 2024 (ANS, 2025a; Borges; Leão, 2020).

A consolidação do setor ocorreu a partir da promulgação da Lei nº 9.656/1998 e da criação da Agência Nacional de Saúde Suplementar (ANS) em 2000, marcos que instituíram um ambiente regulatório voltado à proteção dos beneficiários e à manutenção da solvência das operadoras (Brasil, 1998; Gonçalves; Brito, 2020). Desde então, as operadoras passaram a cumprir requisitos relacionados à constituição de reservas técnicas, às exigências de governança, à cobertura assistencial e à manutenção do equilíbrio econômico-financeiro, fortalecendo os mecanismos de supervisão e controle do setor (Borges; Leão, 2020; Lima Junior; Machado; Lima, 2025).

Embora essas medidas tenham contribuído para aumentar a estabilidade institucional da saúde suplementar, também ampliaram as exigências regulatórias e operacionais das operadoras, favorecendo a consolidação do mercado e a redução do número de empresas em atividade. Dados da ANS indicam que o número de operadoras passou de 2.723 em 2000 para 1.110 em 2025, refletindo os efeitos combinados do fortalecimento da regulação setorial, do processo de concentração de mercado e das crescentes exigências operacionais impostas às operadoras (ANS, 2026a; ANS, 2026b; Baird, 2019).

Além das exigências regulatórias, as operadoras enfrentam pressões econômicas crescentes decorrentes da elevação dos custos assistenciais, do envelhecimento populacional, da maior prevalência de doenças crônicas e da judicialização da saúde. Esses fatores ampliam a imprevisibilidade dos gastos e podem comprometer o equilíbrio econômico-financeiro das organizações, aumentando sua exposição ao risco de insolvência (Manso, 2017; Borges; Leão, 2020; ANS, 2025b).

Nesse contexto, a identificação antecipada de sinais de deterioração econômico-financeira torna-se fundamental para reguladores, gestores e demais stakeholders. Reconhecendo essa necessidade, a própria ANS incorporou mecanismos de monitoramento da solvência em seu arcabouço regulatório, incluindo instrumentos voltados à detecção precoce de fragilidades financeiras nas operadoras (Brasil, 2022a; ANS, 2025b).

Dessa forma, a investigação de indicadores socioeconômico-financeiros capazes de atuar como *red flags* de insolvência apresenta elevada relevância teórica e prática. Ao identificar sinais precoces associados ao risco de insolvência, torna-se possível aprimorar os mecanismos de supervisão regulatória, apoiar a tomada de decisão gerencial e contribuir para a sustentabilidade da saúde suplementar e a proteção dos beneficiários. Além disso, a incorporação de variáveis financeiras, não financeiras e macroeconômicas permite desenvolver modelos mais aderentes às especificidades das operadoras de planos de saúde, ampliando a compreensão dos fatores associados à insolvência nesse segmento.

2.2 Teoria da Sinalização

A Teoria da Sinalização, desenvolvida por Spence (1973), surgiu para explicar como agentes econômicos reduzem os efeitos da assimetria informacional por meio da emissão de sinais observáveis capazes de revelar características que não são diretamente perceptíveis. Sua premissa central é que sinais confiáveis possuem custos de emissão diferenciados, sendo mais facilmente sustentados por indivíduos ou organizações de maior qualidade. Dessa forma, a sinalização permite reduzir incertezas, minimizar problemas de seleção adversa e apoiar processos decisórios mais eficientes.

Ao revisarem cinco décadas de desenvolvimento da teoria, Connelly *et al.* (2025) destacam que o processo de sinalização tornou-se cada vez mais complexo, envolvendo múltiplos emissores, receptores e contextos institucionais. Nessa perspectiva, a interpretação dos sinais não depende apenas de sua emissão, mas também da credibilidade das informações, das características do ambiente e da forma como diferentes stakeholders processam essas evidências.

No contexto organizacional, demonstrações financeiras, práticas de governança, políticas de divulgação, auditoria independente, distribuição de dividendos e indicadores de desempenho podem atuar como sinais da condição econômica e financeira das empresas. A credibilidade desses sinais decorre não apenas de sua existência, mas da capacidade de transmitir informações confiáveis sobre a qualidade da organização (Spence, 1973; Connelly *et al.*, 2025).

Essa perspectiva tem sido amplamente aplicada aos estudos de insolvência empresarial. Evidências nacionais e internacionais demonstram que determinados indicadores financeiros, contábeis, operacionais e de governança apresentam capacidade de sinalizar deterioração financeira antes da ocorrência efetiva da insolvência, reduzindo a assimetria de informação entre empresas, investidores, credores e reguladores (Beaver, 1966; Altman, 1968; Ohlson, 1980; Bellovary; Giacomino; Akers, 2007). Os resultados também sugerem que a eficácia dos sinais depende da qualidade das informações divulgadas e da consistência entre diferentes dimensões organizacionais, uma vez que sinais financeiros tendem a produzir interpretações mais confiáveis quando acompanhados por práticas adequadas de governança e transparência.

Sob essa ótica, os chamados *red flags* podem ser compreendidos como sinais antecipatórios de fragilidade organizacional. Alterações em indicadores financeiros, características operacionais, aspectos regulatórios, práticas de gestão ou condições macroeconômicas podem revelar processos de deterioração que antecedem a insolvência.

Assim, a Teoria da Sinalização fornece a base conceitual para compreender por que determinados indicadores socioeconômico-financeiros possuem capacidade preditiva e podem ser utilizados como mecanismos de alerta precoce para identificação do risco de insolvência.

Dessa forma, o presente estudo conecta a literatura sobre previsão de insolvência à Teoria da Sinalização para investigar como indicadores financeiros, não financeiros e macroeconômicos atuam como *red flags* capazes de antecipar o risco em operadoras de planos de saúde.

2.3 Definição de insolvência em setores regulados e critérios de classificação da falha institucional

A literatura clássica de previsão de insolvência define a falha empresarial como a incapacidade da organização de honrar suas obrigações financeiras ou de manter sua viabilidade econômica ao longo do tempo (Beaver, 1966; Altman, 1968). Embora essa definição seja amplamente utilizada em empresas não reguladas, sua aplicação em setores sujeitos à supervisão prudencial exige adaptações conceituais, uma vez que a materialização da insolvência depende não apenas da deterioração econômico-financeira, mas também da atuação das autoridades reguladoras responsáveis pela estabilidade do sistema.

Nos setores regulados, especialmente nos segmentos de seguros, previdência e saúde suplementar, a insolvência deve ser compreendida como um fenômeno institucional. Nesses ambientes, a deterioração financeira normalmente se manifesta por meio da redução da liquidez, insuficiência patrimonial, perda de capacidade operacional e descumprimento de requisitos prudenciais. Contudo, tais condições representam sinais de vulnerabilidade e não caracterizam, isoladamente, a ocorrência da insolvência. Conforme argumentam Cummins, Harrington e Klein (1995), a identificação da falha institucional está associada à submissão da entidade a mecanismos formais de resolução conduzidos pela autoridade supervisora.

A literatura sobre supervisão prudencial reconhece que os mecanismos regulatórios são estruturados para atuar antes da materialização da insolvência ou da liquidação da instituição. Regimes especiais de supervisão, intervenção, recuperação ou saneamento representam estágios intermediários e potencialmente reversíveis do processo de deterioração financeira, permitindo a adoção de medidas corretivas voltadas à recuperação da entidade (Siri; Van Den Hurk, 2022). Em contrapartida, os procedimentos de liquidação e demais decisões que determinam a retirada definitiva da instituição do mercado regulado representam a materialização da falha institucional, caracterizada pela interrupção permanente das operações.

Essa distinção é particularmente relevante no setor de saúde suplementar brasileiro. Diversos fatores podem resultar no cancelamento do registro de uma operadora, incluindo incorporações, reorganizações societárias, encerramentos voluntários ou outras situações de natureza administrativa. Consequentemente, a utilização indiscriminada do cancelamento de registro como *proxy* de insolvência pode gerar erros de classificação ao tratar eventos economicamente distintos como equivalentes.

Dessa forma, a operacionalização da insolvência em pesquisas empíricas deve privilegiar eventos efetivamente associados à inviabilidade econômico-financeira terminal, distinguindo-os de ocorrências administrativas ou societárias. Essa estratégia aumenta a aderência entre o conceito teórico de insolvência e sua mensuração empírica, além de permitir que os modelos preditivos sejam direcionados à identificação dos sinais antecedentes da falha institucional efetiva.

Sob a ótica da Teoria da Sinalização (Spence, 1973), essa distinção reforça a separação entre os sinais de deterioração econômico-financeira e o evento terminal de insolvência. Indicadores financeiros, não financeiros e macroeconômicos atuam como *red flags* capazes de revelar vulnerabilidades progressivas, enquanto os mecanismos de liquidação e retirada definitiva do mercado representam a materialização institucional da falha. Assim, a definição adequada do evento de insolvência constitui condição fundamental para a construção de modelos preditivos capazes de identificar, com maior precisão, os fatores associados ao risco de insolvência em operadoras de planos de saúde.

2.4 Evolução dos Modelos Clássicos de Previsão de Falência Empresarial

A literatura sobre previsão de insolvência empresarial evoluiu de abordagens baseadas em indicadores financeiros analisados individualmente para modelos multivariados capazes de integrar diferentes dimensões do desempenho organizacional. Essa trajetória foi marcada pelas contribuições de Beaver (1966), Altman (1968), Ohlson (1980) e Zmijewski (1984), autores que estabeleceram os fundamentos conceituais e metodológicos do campo.

O estudo pioneiro de Beaver (1966) demonstrou que determinados indicadores financeiros apresentam capacidade de distinguir empresas solventes e insolventes antes da ocorrência da falência. A partir da análise individual de índices contábeis, o autor evidenciou que a deterioração financeira produz sinais observáveis antecipadamente, inaugurando a literatura empírica de previsão de insolvência.

Posteriormente, Altman (1968) ampliou essa abordagem ao combinar múltiplos indicadores financeiros em um único modelo multivariado, originando o Z-Score. Essa inovação permitiu aumentar a capacidade discriminatória das previsões ao considerar simultaneamente diferentes aspectos da situação econômico-financeira das empresas.

Ohlson (1980) promoveu novo avanço ao introduzir a regressão logística na previsão de falência. Diferentemente dos modelos anteriores, sua abordagem permitiu estimar diretamente a probabilidade de insolvência, além de apresentar maior flexibilidade para lidar com características frequentemente observadas em dados contábeis reais. Essa contribuição consolidou a regressão logística como uma das principais ferramentas utilizadas em estudos de previsão de insolvência.

Na sequência, Zmijewski (1984) direcionou sua atenção para questões relacionadas à estrutura amostral e à validade estatística dos modelos preditivos. O autor demonstrou que problemas de seleção amostral e ausência de dados podem comprometer a qualidade das estimativas, contribuindo para o aperfeiçoamento metodológico das pesquisas posteriores.

O conjunto dessas contribuições estabeleceu os principais paradigmas da literatura de previsão de insolvência. Beaver demonstrou o potencial preditivo dos indicadores financeiros; Altman consolidou a abordagem multivariada; Ohlson incorporou a modelagem probabilística; e Zmijewski reforçou a necessidade de rigor metodológico na construção e validação dos modelos. Desde então, grande parte dos avanços observados na literatura, incluindo modelos de sobrevivência, técnicas de aprendizado de máquina e métodos híbridos, pode ser compreendida como extensões ou aperfeiçoamentos dessas contribuições fundadoras.

O Quadro 1 apresenta uma síntese das principais características e contribuições dos modelos clássicos de previsão de insolvência.

Quadro 1 - Características e contribuições dos modelos clássicos de previsão de insolvência

Autor	Tipo de Modelo	Técnica Estatística	Inovação Central	Limitações	Contribuição
Beaver, 1966	Univariado	Análise de Índices Individuais	Identificação de índices preditivos isolados	Baixa robustez estatística; não considera interação entre variáveis	Fundou o campo com abordagem empírica pioneira
Altman, 1968	Multivariado	Análise Discriminante Linear (MDA)	Introdução do Z-Score; combinação de índices	Exige suposições estatísticas rígidas (normalidade, homocedasticidade)	Sistematizou o uso de múltiplos indicadores
Ohlson, 1980	Multivariado	Regressão Logística (Logit)	Previsão como probabilidade contínua; dispensa	Não trata viés de amostragem ou dados ausentes	Tornou o modelo mais robusto e realista

Autor	Tipo de Modelo	Técnica Estatística	Inovação Central	Limitações	Contribuição
			pressupostos rígidos		
Zmijewski, 1984	Multivariado	Probit Bivariado + WESML (<i>Weighted Exogenous Sample Maximum Likelihood</i>)	Correção de viés amostral e dados faltantes; crítica metodológica	Supõe normalidade nos erros; modelo mais complexo	Estabeleceu novo padrão metodológico para amostras e estimação

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

2.5 Evolução da Literatura de Previsão de Insolvência e Tendência aos Modelos Híbridos

2.5.1 Quatro Décadas de Evolução dos Modelos de Previsão de Insolvência

A partir da década de 1980, a literatura sobre previsão de insolvência passou por um processo contínuo de expansão teórica e metodológica. Se os estudos clássicos concentravam-se predominantemente em indicadores financeiros e técnicas estatísticas tradicionais, as décadas seguintes foram marcadas pela diversificação dos métodos analíticos, pela ampliação do conjunto de variáveis investigadas e pela crescente preocupação com a adaptação dos modelos a diferentes contextos institucionais, econômicos e setoriais (Altman, 1984; Dimitras; Zanakis; Zopounidis, 1996).

As revisões de literatura realizadas ao longo das últimas décadas evidenciam que não existe um modelo universalmente superior para a previsão de insolvência. Em vez disso, a eficácia dos modelos depende das características da amostra, do ambiente institucional, da disponibilidade de dados e do setor econômico analisado (Aziz; Dar, 2004; Balcaen; Ooghe, 2006; Kumar; Ravi, 2007; Bellovary; Giacomino; Akers, 2007).

Paralelamente ao avanço das técnicas estatísticas tradicionais, observou-se a incorporação crescente de métodos computacionais e de inteligência artificial, incluindo redes neurais, lógica *fuzzy*, árvores de decisão, máquinas de vetor de suporte e, mais recentemente, técnicas de aprendizado profundo e algoritmos de aprendizado de máquina. Embora essas abordagens frequentemente apresentem ganhos de acurácia, a literatura também destaca desafios relacionados à interpretabilidade dos modelos, à disponibilidade de dados e à sua validação em diferentes contextos (Kumar; Ravi, 2007; Halder; Kannadhasan, 2022; Vásquez-Serpa *et al.*, 2025).

Outro aspecto relevante dessa evolução foi a ampliação do conjunto de variáveis utilizadas nos modelos preditivos. Além dos tradicionais indicadores financeiros, passaram a ser incorporadas variáveis relacionadas à governança corporativa, qualidade da informação

contábil, características institucionais, fatores regulatórios, indicadores ESG, aspectos setoriais e variáveis macroeconômicas. Esse movimento reflete o reconhecimento de que a insolvência é um fenômeno multidimensional, cuja compreensão exige a consideração simultânea de fatores internos e externos à organização (Alaka et al., 2018; Shi; Li, 2019; Sharma; Mittal, 2024; Eftasari; Desriani, 2025).

A literatura recente também destaca a importância da contextualização dos modelos. Estudos realizados em mercados emergentes, setores regulados e ambientes institucionais distintos demonstram que modelos desenvolvidos para determinados países ou segmentos econômicos nem sempre apresentam desempenho satisfatório quando aplicados em contextos diferentes. Como consequência, cresce o interesse por abordagens adaptativas e por modelos construídos a partir das especificidades setoriais e regulatórias de cada ambiente analisado (Li; Faff, 2019; Sharma; Mittal, 2024; Gajdosikova; Gabrikova, 2023).

Nesse contexto, consolidou-se uma tendência em direção aos modelos híbridos, capazes de integrar indicadores financeiros, não financeiros e macroeconômicos em estruturas analíticas mais abrangentes. Em vez de buscar uma técnica universalmente superior, a literatura contemporânea tem privilegiado abordagens flexíveis que combinam diferentes fontes de informação para capturar de forma mais completa os sinais associados à deterioração financeira e ao risco de insolvência (Li; Faff, 2019; Mahmoud; Taufiq, 2024; Sharma; Mittal, 2024).

Assim, a evolução observada ao longo das últimas quatro décadas revela uma mudança de paradigma na previsão de insolvência. O foco deixou de estar exclusivamente nos indicadores contábeis tradicionais e passou a incorporar dimensões organizacionais, institucionais, regulatórias e macroeconômicas. Essa ampliação do escopo analítico fornece suporte teórico para a utilização conjunta de indicadores financeiros, não financeiros e macroeconômicos na identificação de sinais antecipatórios de insolvência, constituindo a base conceitual para a discussão sobre *red flags* desenvolvida na seção seguinte.

2.5.2 Evolução dos Estudos sobre Insolvência: do uso de indicadores a modelos híbridos

A evolução recente da literatura sobre insolvência evidencia uma ampliação progressiva das variáveis e dos métodos utilizados para identificação de sinais antecipatórios de deterioração financeira. Inicialmente centrados em indicadores contábeis e financeiros tradicionais, os modelos passaram a incorporar variáveis operacionais, estruturais, institucionais e de mercado, refletindo uma compreensão mais abrangente da natureza

multifacetada da insolvência (Brockett *et al.*, 1994; Ijaz; Hunjra; Azam, 2017; Navarro-Galera *et al.*, 2024).

Paralelamente, observou-se uma evolução metodológica que incluiu o uso de regressão logística, análise discriminante, redes neurais, modelos estocásticos e técnicas de aprendizado de máquina. Embora essas abordagens apresentem diferenças operacionais, a literatura converge ao demonstrar que a combinação de múltiplas fontes de informação tende a produzir resultados superiores aos obtidos por modelos baseados exclusivamente em indicadores financeiros tradicionais (Migdal-Najman *et al.*, 2019; Ashraf *et al.*, 2019; Budhidharma *et al.*, 2023).

Os estudos também evidenciam que a relevância dos indicadores varia conforme o setor econômico, o ambiente institucional e as características específicas das organizações analisadas. Como consequência, cresce a utilização de modelos híbridos que integram variáveis financeiras, não financeiras e contextuais, ampliando a capacidade de identificação de sinais precoces de insolvência (Singh; Coyne, 2008; Navarro-Galera *et al.*, 2024).

Em síntese, a literatura recente aponta para uma convergência entre diferentes abordagens analíticas, nas quais os *red flags* assumem papel central como instrumentos de alerta precoce. Essa evolução reforça a importância da utilização conjunta de indicadores financeiros, não financeiros e macroeconômicos na construção de modelos preditivos mais sensíveis às especificidades setoriais e institucionais, especialmente em ambientes regulados como o setor de saúde suplementar.

2.6 Red Flags como Indicadores de Insolvência

A utilização de indicadores como mecanismos de alerta precoce para antecipar dificuldades financeiras possui longa tradição na literatura de insolvência. O estudo pioneiro de Beaver (1966) já demonstrava que determinados indicadores financeiros apresentavam comportamento distinto nos anos que antecederiam a falência, evidenciando a existência de sinais observáveis de deterioração financeira. Em termos conceituais, *red flags* podem ser compreendidas como sinais que indicam que um evento adverso está ocorrendo ou apresenta potencial de ocorrência. No contexto da insolvência empresarial, esses sinais assumem a função de mecanismos de alerta precoce, permitindo a identificação antecipada de processos de deterioração econômico-financeira e subsidiando a adoção de medidas preventivas por gestores, investidores, credores e reguladores (Cambridge Dictionary, 2025; Budhidharma *et al.*, 2023).

Na literatura de insolvência, esses sinais são frequentemente associados aos chamados sistemas de alerta precoce (*early warning systems*), desenvolvidos para identificar fragilidades antes da materialização da falência ou da insolvência. Estudos nacionais e internacionais demonstram que alterações em indicadores financeiros, contábeis, operacionais e institucionais podem fornecer evidências antecipadas de deterioração econômico-financeira, permitindo a adoção de medidas preventivas e o monitoramento contínuo de riscos organizacionais (Ashraf et al., 2019; Klobucnik; Siekelova, 2017; Carolina; Haneda; Haneda, 2022).

Embora o conceito de *red flag* tenha sido inicialmente difundido em pesquisas relacionadas à auditoria e à detecção de fraudes como um sinal de alerta associado à possível ocorrência de irregularidades (Skousen et al., 2006), sua lógica, nesta pesquisa é estendida aos estudos de insolvência empresarial. Nessa perspectiva, os *red flags* passam a representar indicadores ou sinais observáveis que antecedem processos de deterioração econômico-financeira e estão associados ao aumento da probabilidade de dificuldades financeiras, insolvência ou falência. Assim como na auditoria os *red flags* auxiliam na identificação precoce de riscos de fraude, no contexto da insolvência eles podem auxiliar na identificação antecipada de riscos econômico-financeiros, assumindo natureza financeira, operacional, regulatória ou gerencial (Skousen et al., 2006; Carolina; Haneda; Haneda, 2022).

A literatura também demonstra que a capacidade preditiva dos sistemas de alerta tende a aumentar quando múltiplos sinais são analisados de forma conjunta. Em vez da utilização isolada de um único indicador, os modelos mais eficazes combinam diferentes dimensões da realidade organizacional, permitindo capturar a complexidade dos processos de deterioração financeira (Ashraf et al., 2019). Essa perspectiva está alinhada à evolução recente dos modelos de previsão de insolvência, que passaram a integrar indicadores financeiros, não financeiros e macroeconômicos em estruturas analíticas mais abrangentes.

Entre os *red flags* mais frequentemente associados ao risco de insolvência destacam-se a deterioração da liquidez, o aumento do endividamento, a redução da rentabilidade, o enfraquecimento da geração de caixa e variações anormais em indicadores contábeis e operacionais. Adicionalmente, estudos apontam que fatores relacionados à governança corporativa, qualidade da informação contábil, ambiente regulatório e condições macroeconômicas também podem fornecer sinais relevantes de fragilidade organizacional (Daily; Dalton, 1994; Altman, 2002; Anghel; Enache; Merino, 2020).

No setor de saúde suplementar, a utilização de mecanismos de alerta precoce também se encontra presente no próprio arcabouço regulatório. A Agência Nacional de Saúde Suplementar (ANS) desenvolveu instrumentos voltados ao monitoramento da situação

econômico-financeira das operadoras, incluindo indicadores relacionados à solvência, liquidez, provisões técnicas e capital regulatório. A implementação do Monitoramento Econômico-Financeiro (MEF) e, posteriormente, do modelo de Capital Baseado em Riscos (CBR), evidencia a adoção de uma abordagem preventiva voltada à identificação tempestiva de fragilidades financeiras e à preservação da continuidade assistencial das operadoras (Brasil, 2022a; Brasil, 2022b).

Sob essa perspectiva, os indicadores utilizados pela ANS podem ser compreendidos como *red flags* institucionais, uma vez que auxiliam na identificação de situações de risco antes da ocorrência de eventos mais graves, como regimes especiais de direção fiscal, liquidação extrajudicial ou outras formas de intervenção regulatória.

Apesar de sua relevância, a literatura alerta que a seleção de indicadores não deve ser realizada exclusivamente com base em critérios estatísticos. Balcaen e Ooghe (2006) argumentam que modelos construídos sem fundamentação teórica consistente tendem a apresentar menor capacidade de generalização e menor validade externa. Dessa forma, a construção de sistemas de alerta precoce exige a combinação entre evidências empíricas e fundamentação conceitual, de modo a assegurar que os indicadores selecionados representem efetivamente os mecanismos associados ao processo de deterioração financeira.

Nesse contexto, os *red flags* constituem a principal unidade analítica desta pesquisa. A partir da integração entre fundamentos teóricos, evidências empíricas e especificidades regulatórias da saúde suplementar, busca-se identificar quais indicadores financeiros, não financeiros e macroeconômicos apresentam maior relevância para a antecipação do risco de insolvência em operadoras de planos de saúde.

2.7 Dinâmica da deterioração econômico-financeira e do risco de insolvência das OPS

A insolvência das operadoras de planos de saúde constitui um fenômeno multidimensional, resultante da interação entre fatores financeiros, operacionais, assistenciais, regulatórios e macroeconômicos. Em consonância com a literatura de previsão de insolvência, a deterioração econômico-financeira não deve ser compreendida como um evento isolado, mas como um processo gradual de fragilização organizacional no qual diferentes sinais tendem a emergir antes da materialização da falha institucional (Beaver, 1966; Altman, 1968; Tinoco; Wilson, 2013).

Esse processo geralmente se inicia pelo enfraquecimento da estrutura patrimonial e financeira da organização, refletido em dificuldades de liquidez, aumento do endividamento,

redução da capacidade de absorção de perdas e comprometimento da sustentabilidade econômica. À medida que essas fragilidades se intensificam, tendem a produzir impactos sobre o desempenho operacional, afetando indicadores relacionados à rentabilidade, eficiência administrativa, sinistralidade e geração de resultados.

No setor de saúde suplementar, a dinâmica da deterioração financeira apresenta características específicas decorrentes da forte influência dos custos assistenciais, do perfil da carteira de beneficiários, da estrutura de prestação de serviços e das exigências regulatórias impostas pela Agência Nacional de Saúde Suplementar (ANS). Fatores como envelhecimento da carteira, aumento da utilização dos serviços, baixa eficiência operacional e limitações na capacidade de gestão podem comprometer o equilíbrio entre receitas e despesas e ampliar a exposição ao risco de insolvência.

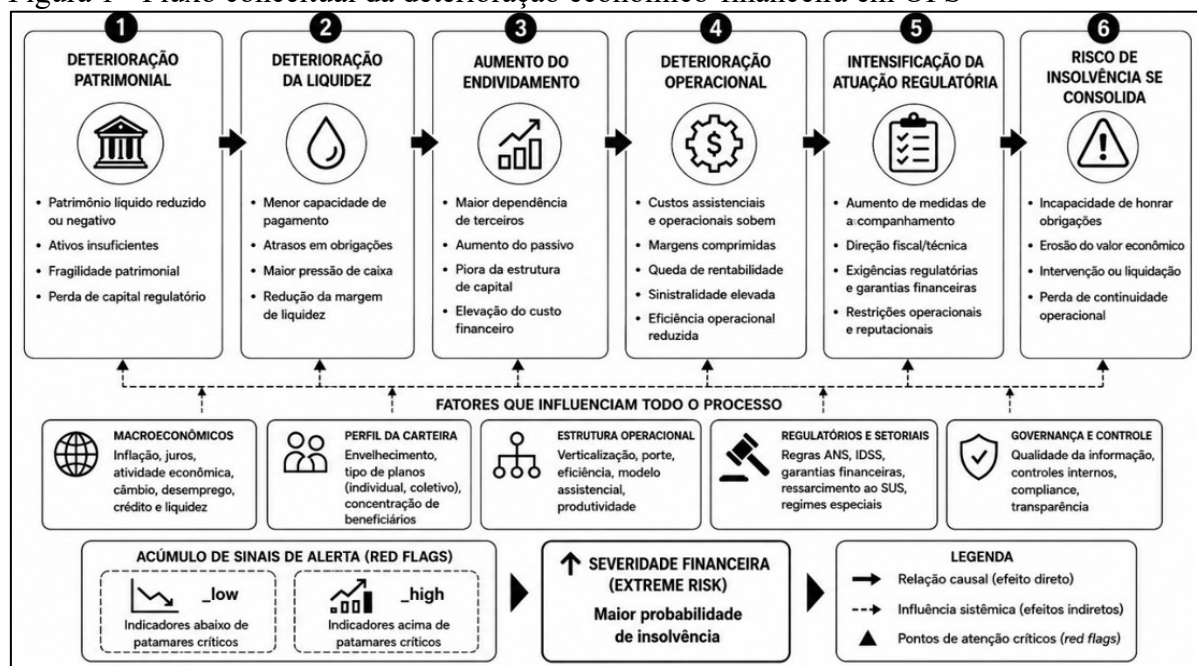
Paralelamente, o agravamento das fragilidades econômico-financeiras tende a aumentar a intensidade do monitoramento regulatório, uma vez que a ANS dispõe de instrumentos destinados à identificação precoce de riscos e à preservação da continuidade assistencial. Assim, o processo de deterioração financeira frequentemente se manifesta de forma simultânea nas dimensões financeira, operacional e regulatória.

Além dos fatores internos, as condições macroeconômicas também influenciam o comportamento das operadoras. Variáveis relacionadas ao nível de atividade econômica, inflação, emprego e taxas de juros afetam tanto a capacidade de pagamento dos beneficiários quanto os custos operacionais e assistenciais das operadoras, podendo intensificar ou atenuar vulnerabilidades já existentes.

A Figura 1 sintetiza essa dinâmica ao representar a insolvência como resultado da interação cumulativa entre fatores patrimoniais, financeiros, operacionais, regulatórios e macroeconômicos. Essa representação não pressupõe relações lineares ou determinísticas, mas reconhece que diferentes fragilidades podem se manifestar simultaneamente e reforçar mutuamente seus efeitos ao longo do tempo.

Sob a ótica da Teoria da Sinalização (Spence, 1973), cada uma dessas dimensões produz sinais observáveis capazes de revelar processos de deterioração ainda em estágios iniciais. Dessa forma, indicadores financeiros, não financeiros e macroeconômicos podem ser interpretados como *red flags* complementares, cuja análise integrada permite compreender de maneira mais abrangente a evolução do risco de insolvência em operadoras de planos de saúde.

Figura 1 - Fluxo conceitual da deterioração econômico-financeira em OPS



Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

2.8 Modelos Preditivos de Insolvência em Operadoras de Planos de Saúde

Os estudos sobre previsão de insolvência em operadoras de planos de saúde ainda são relativamente escassos quando comparados à literatura geral de insolvência corporativa. Apesar disso, as pesquisas existentes oferecem importantes evidências sobre os fatores associados à deterioração econômico-financeira das OPS e contribuem para o desenvolvimento de modelos adaptados às particularidades regulatórias e operacionais do setor.

As primeiras investigações concentraram-se predominantemente em indicadores financeiros tradicionais, especialmente medidas de liquidez, rentabilidade, endividamento e estrutura de capital. Estudos pioneiros demonstraram que esses indicadores possuem capacidade de discriminar operadoras solventes e insolventes, utilizando técnicas como análise discriminante, regressão logística e redes neurais artificiais (Alves, 2006; Guimarães; Alves, 2009).

Posteriormente, a literatura passou a incorporar características específicas da saúde suplementar. Além dos indicadores financeiros tradicionais, variáveis relacionadas à sinistralidade, porte, modalidade da operadora, região geográfica e aspectos operacionais passaram a ser consideradas relevantes para explicar o risco de insolvência. Os resultados apontam que elevados níveis de sinistralidade, menor porte organizacional e determinadas

características estruturais das operadoras estão associados a maiores níveis de risco financeiro (Castro; Lumertz; Silveira, 2019; Bragança *et al.*, 2019).

Outro avanço observado na literatura foi a incorporação de abordagens computacionais e variáveis não convencionais. Mendes et al. (2014), por exemplo, demonstraram que inconsistências contábeis podem funcionar como sinais antecipatórios de deterioração financeira, reforçando a utilização de indicadores qualitativos e operacionais como complementares aos indicadores financeiros tradicionais.

Apesar dos avanços observados, a literatura ainda apresenta limitações importantes. Grande parte dos estudos concentra-se exclusivamente em variáveis financeiras ou operacionais, com reduzida incorporação de fatores regulatórios, institucionais e macroeconômicos. Soma-se a isso o fato de que as pesquisas anteriores frequentemente omitem o tratamento de dados faltantes ou problemáticos, uma lacuna que pode distorcer os resultados e gerar viés de seleção. Além disso, diversos modelos foram desenvolvidos para modalidades específicas de operadoras ou para períodos temporais restritos, limitando sua capacidade de generalização para todo o setor de saúde suplementar.

De forma geral, os estudos convergem ao apontar a relevância de indicadores financeiros, operacionais e estruturais na identificação de sinais de insolvência em OPS. Entretanto, permanece uma lacuna relacionada à construção de modelos que integrem simultaneamente variáveis financeiras, não financeiras e macroeconômicas em uma abordagem unificada, além de considerar a complexidade no tratamento das bases de dados das operadoras. Essa lacuna torna-se particularmente relevante em um setor fortemente regulado e influenciado por fatores institucionais e econômicos externos.

Nesse contexto, a presente pesquisa busca ampliar a literatura existente ao investigar, de forma integrada, a contribuição de indicadores financeiros, não financeiros e macroeconômicos como *red flags* de insolvência em operadoras de planos de saúde. Tal abordagem procura avançar em relação aos estudos anteriores ao incorporar múltiplas dimensões analíticas e considerar as especificidades regulatórias e operacionais do setor suplementar brasileiro.

O Quadro 2 apresenta uma síntese dos principais estudos sobre previsão de insolvência em operadoras de planos de saúde, destacando os métodos empregados, as variáveis analisadas, os principais resultados e as limitações identificadas na literatura.

Quadro 2 - Resumo estudos de insolvência em operadoras de planos de saúde (OPS)

Autor(es)	Tipo de Estudo	Técnica Estatística	Variáveis Utilizadas	Principais Resultados	Limitações
Alves (2006)	Quantitativo	Análise Discriminante Linear	Variáveis econômico-financeiros da ANS (9 variáveis)	Modelo com 78,6% de acerto. Patrimônio líquido, margem de solvência e liquidez foram os mais relevantes.	Dados restritos à época da pesquisa; mudanças regulatórias posteriores não contempladas.
Guimarães; Alves (2009)	Quantitativo	Regressão Logística	13 variáveis financeiras extraídas da ANS	Indicadores de liquidez e rentabilidade se mostraram significativos. Relevância do porte da operadora.	Não incluiu variáveis não financeiras ou macroeconômicas.
Guimarães; Nossa (2010)	Quantitativo	Matriz de correlação e regressão múltipla	Liquidez, sinistralidade, ROA, ROE, entre outros	Confirmou a relação entre solvência e indicadores financeiros como sinistralidade e rentabilidade.	Foco exclusivamente em variáveis financeiras.
Barros; Beiruth (2016)	Quantitativo	Análise de sobrevivência (Kaplan-Meier e regressão de Cox)	Porte, modalidade, região, indicadores econômico-financeiros	Operadoras de pequeno porte e de determinadas modalidades têm maior risco de saída do mercado.	Dados até 2014; não explora influência de variáveis externas.
Castro; Lumertz; Silveira (2019)	Quantitativo	Regressão Logística	Sinistralidade, região, modalidade e porte	Modelo com acurácia de 81,87%. Regiões Sul e Sudeste e sinistralidade impactam negativamente.	Foco restrito ao período 2014–2018 e apenas operadoras médico-hospitalares.
Mendes <i>et al.</i> (2014)	Quantitativo	Regressão Logística e Árvore de Decisão	Indicadores financeiros e operacionais da ANS	Modelos apresentaram alta capacidade de classificação. A sinistralidade e o índice de despesas administrativas foram determinantes.	Amostra restrita a operadoras de planos exclusivamente odontológicos.
Bragança <i>et al.</i> (2019)	Quantitativo	Regressão Logística	Liquidez, rentabilidade, endividamento, sinistralidade	Endividamento e sinistralidade se destacaram como sinais de	Utilização de apenas 8 variáveis e ausência de análise regional.

Autor(es)	Tipo de Estudo	Técnica Estatística	Variáveis Utilizadas	Principais Resultados	Limitações
				insolvência. O modelo teve boa acurácia.	
Cruz; Batista; Piccoli (2020)	Quantitativo	Regressão Logística e Análise de Correlação	Indicadores econômico-financeiros e operacionais	Porte, sinistralidade e liquidez foram determinantes na classificação do risco das operadoras.	Base de dados concentrada em operadoras de pequeno e médio porte.

Fonte: Elaborado pelo autor 2026

A síntese apresentada no Quadro 2 evidencia que os estudos sobre insolvência em OPS avançaram na identificação de fatores financeiros, operacionais e estruturais associados ao risco, utilizando diferentes abordagens estatísticas. Porém, os trabalhos revisados não contemplaram conjuntamente indicadores financeiros, não financeiros e macroeconômicos, tampouco sua análise segmentada entre as diferentes modalidades de operadoras e em distintos horizontes temporais antecedentes à insolvência.

Permanece, portanto, uma lacuna quanto à investigação integrada dessas dimensões no contexto regulatório da saúde suplementar brasileira, especialmente sob a perspectiva de sua atuação como sinais antecipatórios (*red flags*) do risco de insolvência.

2.9 Indicadores socioeconômico-financeiros como *red flags* nas OPS

A previsão de insolvência em operadoras de planos de saúde exige uma abordagem que transcenda os indicadores financeiros tradicionalmente utilizados na literatura. Em setores fortemente regulados, como a saúde suplementar brasileira, a identificação de sinais antecipatórios de deterioração financeira também depende da análise de fatores regulatórios, operacionais e institucionais, uma vez que a própria dinâmica de supervisão do setor produz informações relevantes sobre a condição das operadoras.

Nesse contexto, a atuação da Agência Nacional de Saúde Suplementar (ANS) constitui importante fonte de sinais de alerta. Além de disciplinar as condições de funcionamento das operadoras, a agência estabelece mecanismos permanentes de monitoramento econômico-financeiro que permitem identificar situações de fragilidade antes da materialização da insolvência. Dessa forma, indicadores regulatórios e registros administrativos podem funcionar como *red flags* complementares aos indicadores financeiros tradicionalmente empregados nos modelos de previsão de insolvência.

A Resolução Normativa nº 532/2022 (Brasil, 2022a) representa um dos principais instrumentos desse monitoramento ao estabelecer critérios relacionados à suficiência patrimonial, liquidez, equilíbrio econômico-financeiro e capacidade de solvência das operadoras. A lógica subjacente a esses mecanismos é consistente com os fundamentos dos modelos clássicos de previsão de insolvência, que também utilizam indicadores de liquidez, rentabilidade, endividamento e estrutura patrimonial para identificar sinais precoces de deterioração financeira (Beaver, 1966; Altman, 1968; Ohlson, 1980; Zmijewski, 1984).

Essa convergência evidencia que os parâmetros regulatórios adotados pela ANS não representam apenas instrumentos de supervisão institucional, mas também potenciais variáveis explicativas para modelos preditivos de insolvência. Indicadores relacionados à insuficiência patrimonial, dificuldades de liquidez, prejuízos recorrentes e deterioração do desempenho operacional refletem mecanismos econômicos semelhantes aos identificados pela literatura clássica como precursores de falência empresarial.

De forma complementar, a Resolução Normativa nº 489/2022 (Brasil, 2022d) amplia o conjunto de sinais potencialmente relevantes ao sistematizar infrações regulatórias relacionadas à gestão, à prestação de informações, à fiscalização e à condução das operações das operadoras. A reincidência de infrações, a gravidade das penalidades aplicadas e o histórico de descumprimento regulatório podem refletir fragilidades organizacionais, deficiências de governança e limitações financeiras, constituindo sinais adicionais de risco institucional.

Sob essa perspectiva, a análise da insolvência em operadoras de planos de saúde demanda a integração de diferentes dimensões analíticas. Além dos indicadores financeiros tradicionalmente empregados pela literatura, tornam-se relevantes variáveis regulatórias, operacionais e institucionais capazes de capturar características específicas do ambiente da saúde suplementar. Essa abordagem está alinhada à evolução recente dos estudos sobre insolvência, que passaram a reconhecer a natureza multidimensional do fenômeno e a necessidade de incorporar informações contextuais aos modelos preditivos.

Dessa forma, a presente pesquisa parte do pressuposto de que indicadores financeiros, não financeiros e regulatórios podem atuar conjuntamente como *red flags* de insolvência. A inclusão dessas variáveis busca ampliar a capacidade explicativa dos modelos tradicionais e adaptar a análise às particularidades do setor de saúde suplementar brasileiro, contribuindo para a identificação mais precisa de sinais antecipatórios de deterioração econômico-financeira.

2.10 Desafios metodológicos na utilização de indicadores financeiros

A utilização de indicadores financeiros em pesquisas empíricas apresenta desafios metodológicos amplamente reconhecidos na literatura, especialmente quando esses indicadores são construídos na forma de razões. Variáveis dessa natureza podem estar sujeitas a problemas como correlação espúria, viés de divisão e efeitos de escala, comprometendo a interpretação econômica e a validade estatística dos resultados (Lev; Sunder, 1979; Kronmal, 1993; Bartlett; Partnoy, 2020). Além disso, bases de dados contábeis e financeiras frequentemente apresentam distribuições assimétricas, heterogeneidade entre unidades observacionais e presença de valores extremos (Ezzamel; Mar-Molinero, 1990).

Outro desafio recorrente refere-se à ocorrência de *outliers*. Em muitos casos, valores extremos representam fenômenos econômicos relevantes, como situações de *distress* financeiro ou desempenho excepcional. Em outros, podem refletir instabilidades decorrentes da própria construção dos indicadores ou problemas de mensuração. Dessa forma, o tratamento de observações extremas envolve um equilíbrio entre a robustez estatística e a preservação da informação econômica contida nos dados (Nyitrai; Virág, 2019).

A literatura também destaca dificuldades associadas à ocorrência de denominadores nulos ou negativos em indicadores financeiros. Nessas situações, as razões podem tornar-se indefinidas ou economicamente pouco interpretáveis, comprometendo sua validade analítica e exigindo procedimentos específicos de tratamento (Thornblad; Zeitzmann; Carlson, 2018). Em estudos relacionados à insolvência, esse problema assume relevância adicional, pois observações com características extremas frequentemente representam justamente os casos de maior interesse analítico.

Nesse contexto, diferentes estratégias têm sido utilizadas para lidar com as limitações inerentes às bases financeiras, incluindo técnicas de tratamento de valores extremos, métodos de imputação e utilização de variáveis indicadoras para representar condições específicas ou regimes distintos. A literatura reconhece que não existe uma técnica universalmente aplicável a todas as situações empíricas, sendo recomendada a adoção de procedimentos compatíveis com as características dos dados, os pressupostos dos modelos e os objetivos da pesquisa (Wilcox, 2012; Gujarati; Porter, 2011).

Por fim, é importante destacar que nenhum tratamento estatístico elimina integralmente os problemas associados ao uso de indicadores financeiros em forma de razão. Questões relacionadas à estrutura matemática dessas variáveis permanecem inerentes aos dados e exigem

cautela na interpretação dos resultados. Assim, a adoção de procedimentos de tratamento deve ser compreendida como uma estratégia para aumentar a robustez das análises, e não como uma solução definitiva para todas as limitações dos dados financeiros (Kronmal, 1993; Bartlett; Partnoy, 2020).

2.11 *Elastic Net* e Seleção de Variáveis em Modelos de Insolvência

A evolução dos modelos de previsão de insolvência trouxe consigo uma forte expansão no conjunto de variáveis potencialmente relevantes para explicar o risco de falência corporativa. Enquanto os estudos clássicos concentravam-se em um número reduzido de indicadores contábeis, a literatura contemporânea passou a incorporar ao mesmo tempo variáveis financeiras, operacionais, institucionais e macroeconômicas. Embora essa ampliação tenha aumentado o potencial explicativo dos modelos, também intensificou desafios relacionados à alta dimensionalidade, multicolinearidade, redundância informacional e sobreajuste das estimativas (Hastie; Tibshirani; Friedman, 2009; Zou; Hastie, 2005).

Nesse contexto, a seleção de variáveis tornou-se uma etapa fundamental da modelagem preditiva. Estudos recentes demonstram que a qualidade do conjunto de preditores exerce papel central no desempenho dos modelos, especialmente em ambientes caracterizados por elevado número de variáveis e potenciais relações de dependência entre os preditores (Hastie; Tibshirani; Friedman, 2009). A inclusão indiscriminada de variáveis tende a incorporar ruídos e informações redundantes, aumentando o risco de sobreajuste e reduzindo a capacidade de generalização dos modelos fora da amostra (Zou; Hastie, 2005).

Como resposta a esses desafios, Zou e Hastie (2005) propuseram o *Elastic Net*, uma técnica de regularização que combina simultaneamente as penalizações LASSO (L1) e Ridge (L2). Sua principal contribuição consiste em realizar seleção automática de variáveis ao mesmo tempo em que reduz os efeitos da multicolinearidade, problema recorrente em bases de dados financeiras e contábeis. Essa característica apresenta especial relevância para estudos de insolvência, nos quais indicadores de liquidez, rentabilidade, endividamento, estrutura de capital e eficiência operacional frequentemente exibem elevados níveis de correlação. Diferentemente de métodos que tendem a excluir arbitrariamente variáveis correlacionadas, o método de regularização *Elastic Net* permite selecionar grupos de variáveis associadas quando estas representam dimensões complementares do fenômeno analisado, preservando informações potencialmente relevantes para a modelagem do risco (Zou; Hastie, 2005).

Evidências empíricas reforçam a adequação dessa abordagem. Estudos demonstram que métodos de seleção de variáveis podem produzir ganhos relevantes de desempenho em modelos de previsão de inadimplência e insolvência, superando abordagens tradicionais e melhorando a capacidade de generalização fora da amostra. Pesquisas recentes também indicam que técnicas de regularização e seleção automática de preditores apresentam resultados competitivos em aplicações de insolvência corporativa, risco de crédito e sistemas de alerta precoce, especialmente em contextos caracterizados por elevada dimensionalidade e forte correlação entre variáveis explicativas (Paraschiv; Schmid; Wahlstrøm, 2026; Zou; Hastie, 2005).

Dessa forma, o *Elastic Net* pode ser compreendido como uma resposta metodológica aos desafios contemporâneos da previsão de insolvência. Em ambientes complexos, nos quais coexistem grande quantidade de indicadores financeiros, não financeiros e macroeconômicos, sua utilização favorece a construção de modelos mais parcimoniosos, estáveis e com maior capacidade de generalização, justificando sua adoção como técnica de seleção de variáveis nesta pesquisa.

2.12 Hipóteses de Pesquisa

A literatura sobre previsão de insolvência parte do entendimento de que a deterioração econômico-financeira não ocorre de forma repentina: ela é precedida por alterações na liquidez, na rentabilidade, na estrutura de capital e na eficiência operacional, entre outras características capazes de revelar fragilidades antes da descontinuidade empresarial. Estudos clássicos demonstraram que informações contábeis e financeiras distinguem empresas solventes de insolventes e funcionam como sinais antecedentes do risco de falência (Beaver, 1966; Altman, 1968; Ohlson, 1980; Zmijewski, 1984).

No setor de saúde suplementar, a condição econômico-financeira das operadoras resulta da interação entre fatores contábeis, operacionais, assistenciais, regulatórios e macroeconômicos. A atividade tem particularidades que exigem essa análise multidimensional, por exemplo: a obrigação de constituir provisões técnicas, a manutenção de ativos garantidores, o ressarcimento ao Sistema Único de Saúde, a regulação dos reajustes dos planos individuais, a exposição à variação dos custos médico-hospitalares e o acompanhamento econômico-financeiro da ANS. Os sinais de insolvência, portanto, não se restringem às demonstrações contábeis tradicionais.

A Teoria da Sinalização oferece o arcabouço para interpretar essa multiplicidade de sinais. Na presença de assimetria informacional, usuários externos não conhecem integralmente a situação da empresa e recorrem a indicadores, comportamentos e características observáveis

para inferir sua qualidade, estabilidade e capacidade de continuidade (Spence, 1973; Connelly *et al.*, 2025). Aplicada à insolvência, essa perspectiva permite tratar indicadores financeiros, não financeiros e macroeconômicos como sinais que, isolada ou conjuntamente, revelam deterioração, fragilidade ou maior exposição ao risco.

2.12.1 Indicadores financeiros como sinais de insolvência

Os indicadores financeiros são a base mais tradicional dos modelos de previsão de insolvência: refletem a capacidade da organização de honrar obrigações, gerar resultados e manter o equilíbrio entre receitas, despesas, ativos e passivos. No caso das OPS, estudos anteriores associaram liquidez, rentabilidade, endividamento, estrutura patrimonial e eficiência operacional à identificação antecipada da insolvência (Guimarães; Alves, 2009; Guimarães; Nossa, 2010; Barros; Beiruth, 2016; Bragança *et al.*, 2019).

A liquidez geral e a liquidez corrente medem a capacidade de a operadora honrar obrigações de curto e longo prazo com ativos realizáveis, sem recorrer a novas dívidas ou à liquidação de ativos em condições desfavoráveis, daí a relação negativa esperada com o risco. Altman (1968) já incorporava uma medida de liquidez ao seu modelo discriminante, e Bragança *et al.* (2019) confirmaram sua relevância especificamente para operadoras de planos de saúde.

A rentabilidade segue lógica semelhante. Altman (1968) incluiu a rentabilidade operacional, medida pela razão EBIT/Ativo Total, entre os cinco indicadores que compõem o modelo Z-score de previsão de insolvência, evidenciando a relevância da capacidade de geração de lucro operacional para discriminar empresas solventes e insolventes. Indicadores como margem EBIT, margem EBITDA, margem líquida, ROA e ROE medem a capacidade de transformar receitas e recursos investidos em resultado; quanto maiores, menor a dependência de capital externo e maior a capacidade de absorver choques como o crescimento da sinistralidade. Guimarães e Alves (2009) e Guimarães e Nossa (2010) confirmaram essa relação em modelos aplicados a operadoras brasileiras, e Bragança *et al.* (2019) identificaram indicadores de resultado entre as variáveis associadas à insolvência em horizontes anteriores ao evento.

Despesas administrativas, comerciais e assistenciais operam na lógica inversa: quanto maior a parcela das contraprestações consumida por elas, menor a margem remanescente para provisões, obrigações regulatórias e perdas inesperadas, daí a relação positiva esperada com o risco. Os índices combinados sintetizam esse comprometimento, e sua deterioração é agravada

pelo fato de a variação dos custos médico-hospitalares frequentemente superar a inflação geral no setor (IESS, 2018).

O endividamento captura a dependência de capital de terceiros e, quanto maior, menor a capacidade de a operadora absorver perdas com recursos próprios. Bragança *et al.* (2019) encontraram evidência empírica direta de que o endividamento total, de curto e de longo prazo, assim como sua composição temporal eleva a probabilidade de insolvência, tanto em período próximo quanto em horizonte anterior ao evento; a concentração no curto prazo agrava esse efeito por reduzir o tempo disponível para gerar caixa (Assaf Neto, 2014).

A imobilização é o único indicador de estrutura patrimonial em que a teoria e a evidência divergem: níveis elevados deveriam, em princípio, ampliar o risco por reduzir a liquidez do ativo, mas Bragança *et al.* (2019) encontraram efeito protetivo, atribuído ao fato de operadoras maiores ou verticalizadas concentrarem imobilização justamente por controlarem melhor os custos assistenciais. O giro do ativo, por sua vez, confirma a expectativa teórica, ou seja, quanto maior a produtividade dos ativos, menor o risco, conforme também constatado por Bragança *et al.* (2019).

Os prazos operacionais têm efeito menos linear. O prazo médio de recebimento tende a elevar o risco, pois amplia a necessidade de capital de giro e a exposição à inadimplência. Já o prazo médio de pagamento de eventos é ambíguo: tanto valores muito baixos (pressão imediata sobre o caixa) quanto muito altos (dificuldade de honrar prestadores) podem sinalizar risco.

Condições contábeis extremas merecem tratamento à parte. Patrimônio líquido negativo, nulo ou não positivo evidencia perda do capital próprio e já foi utilizado como *proxy* de insolvência em estudos sobre o setor (Barros; Beiruth, 2016; Bragança *et al.*, 2019); resultados líquido ou operacional negativos indicam a mesma incapacidade de sustentar a atividade. Valores nulos, negativos ou anômalos nas contraprestações ou nos eventos indenizáveis, por sua vez, tendem a refletir problemas de classificação ou inconsistência contábil mais do que ausência real de risco e a própria qualidade dos dados deve ser tratada como sinal relevante, já que registros anômalos refletem fragilidade de controles (Mendes *et al.*, 2014).

Por fim, os ativos garantidores têm efeito protetivo: quanto maior a relação entre aplicações garantidoras e ativos ou provisões, maior a solvência, conforme a lógica prudencial da regulamentação da ANS sobre recursos próprios mínimos e provisões técnicas (ANS, 2009).

Com base nesses fundamentos, formula-se a primeira hipótese: **H1: Os indicadores financeiros contribuem como *red flags* para a identificação do risco de insolvência em operadoras de planos de saúde.**

2.12.2 Indicadores não financeiros como sinais de insolvência

As informações contábeis não captam integralmente as características operacionais, regulatórias e assistenciais das operadoras. Sob a perspectiva da Teoria da Sinalização, atributos observáveis de uma organização, como porte, tempo de atuação, perfil da carteira, qualidade, conformidade e intervenções regulatórias, transmitem informação sobre uma qualidade subjacente não diretamente observável por terceiros, reduzindo a assimetria informacional entre a organização e seus públicos externos (Spence, 1973; Connelly *et al.*, 2025). No caso das operadoras de planos de saúde, esses atributos não financeiros podem antecipar problemas ainda não refletidos nas demonstrações contábeis, funcionando como sinais complementares aos indicadores financeiros na identificação do risco de insolvência.

Tempo de atuação e porte ocupam posição particular nesse conjunto. Morrison e Luft (1990) associaram a insolvência de organizações de assistência à saúde a operadoras mais novas e com menor base de beneficiários, refletindo menor escala, reservas e rotinas operacionais consolidadas. Na terminologia de Spence (1973), essas duas variáveis são melhores descritas como índices, não como *sinais*: são observáveis, mas não manipuláveis pela operadora no curto prazo, pois resultam de trajetória histórica e não de decisão discricionária. Essa diferença reforça sua credibilidade informacional, um índice não pode ser fabricado por uma operadora frágil para parecer mais consolidada, o que o torna um *red flag* relativamente robusto a manipulação.

Nem toda variável estrutural, porém, confirma a expectativa teórica. Bragança *et al.* (2019) não encontraram significância isolada nem para porte nem para região de atuação, a primeira apesar do argumento plausível de que maior escala e diversificação da carteira reduziriam a exposição a choques locais, a segunda apesar de diferenças regionais de renda, concorrência e estrutura assistencial. O efeito de ambas permanece, portanto, indefinido e deve ser tratado como questão empírica neste estudo, e não como hipótese fechada de sinal.

Já a ausência de identificação, de porte ou de beneficiários, tem interpretação mais direta: revela falha cadastral, deficiência de reporte ou inatividade da operadora, e Bragança *et al.* (2019) trataram esses casos como situação operacional irregular, excluindo-os de parte de suas análises.

O perfil etário da carteira é uma das variáveis mais consolidadas do setor: maior idade média ou maior participação de beneficiários com 60 anos ou mais eleva a frequência de utilização, a prevalência de doenças crônicas e os custos assistenciais, pressionando a

sustentabilidade atuarial quando as contraprestações não acompanham essa elevação (IESS, 2018). Na mesma linha de exposição a custo, maior participação de planos individuais e familiares eleva o risco, pois o reajuste dessa modalidade é limitado pela ANS e tende a ficar defasado em relação à VCMH (IESS, 2018; ANS, 2022).

Os indicadores regulatórios têm o maior peso informacional desse bloco. O não envio ou a irregularidade das informações ao DIOPS já sinaliza fragilidade administrativa; a submissão a direção técnica, direção fiscal ou outro regime especial é sinal mais grave, pois indica que a ANS já identificou problemas assistenciais, administrativos ou financeiros e Bragança *et al.* (2019) confirmaram que essa intervenção eleva a chance de insolvência. A recorrência do regime, por sua vez, sugere que os problemas não foram sanados na intervenção anterior.

Sob a ótica de Connelly *et al.* (2025), esse regime especial é um sinal particularmente custoso: sua emissão depende de um terceiro a ANS, que atua simultaneamente como receptor e como agente que válida e torna público o sinal e não da própria operadora, o que o torna difícil de simular por quem não enfrenta fragilidade real. São os elevados custos regulatórios, reputacionais e organizacionais associados ao regime especial que sustentam o chamado equilíbrio separador: por não poder ser replicado sem custo equivalente por operadoras saudáveis, o regime especial é sinal mais informativo do que indicadores voluntariamente divulgados pela própria operadora, como o IDSS ou os índices de reclamação.

Ainda assim, o IDSS tem valor próprio: reúne qualidade em atenção à saúde, garantia de acesso, sustentabilidade e gestão de processos, e Bragança *et al.* (2019) associaram notas mais baixas a maior chance de insolvência, assim como sua ausência de identificação pode refletir falha informacional ou de conformidade. As reclamações de beneficiários complementam esse quadro: não implicam insolvência por si só, mas problemas recorrentes de atendimento ou acesso afetam reputação, atraem intervenção regulatória e comprometem a retenção da carteira.

Dois indicadores fecham esse bloco por afetarem diretamente a geração de caixa por vias regulatórias. O ressarcimento ao SUS, decorrente da Lei nº 9.656/1998, eleva o risco quando a carga de cobrança via Avisos de Beneficiário Identificado é alta ou quando há inadimplência nesse pagamento; a regularidade no cumprimento, ao contrário, tem efeito protetivo (Brasil, 1998). A carga tributária segue a mesma lógica das margens: quanto maior a parcela da receita destinada a tributos, menor o recurso disponível para reservas e cobertura de perdas.

A verticalização, por fim, tende a proteger a operadora, Bragança *et al.* (2019) associaram a presença de rede própria a menor chance de insolvência, atribuída ao maior controle sobre custos e protocolos, ainda que exija imobilização de recursos e deva ser interpretada junto ao porte e à estrutura financeira da operadora. Inconsistências contábeis, por sua vez, não são apenas limitação estatística: Mendes *et al.* (2014) demonstram que saldos invertidos, registros incompatíveis ou ausência de informação constituem sinal autônomo de fragilidade de controles e governança.

Com base nesses fundamentos, formula-se a segunda hipótese: **H2: Os indicadores não financeiros contribuem como *red flags* para a identificação do risco de insolvência em operadoras de planos de saúde.**

2.12.3 Indicadores macroeconômicos e setoriais como sinais de insolvência

A solvência das operadoras não depende só de decisões internas: condições macroeconômicas alteram renda e emprego dos beneficiários, receitas, custos de insumos, acesso a crédito e capacidade de manutenção dos contratos, fatores externos que ampliam ou reduzem a exposição ao risco, sobretudo em setores regulados e sensíveis a custo e demanda (Sharma; Mittal, 2024).

O grupo de variáveis mais diretamente ligado a custo tem a VCMH como principal indicador: ela incorpora preço, frequência de utilização, tecnologia e composição dos serviços, e o risco se agrava quando cresce acima da inflação geral e os reajustes das contraprestações ficam defasados (IESS, 2018). A inflação geral (IPCA) e seus equivalentes de atacado (IGP-DI, IPA-EP-DI) pressionam despesas administrativas e de insumos pela mesma via; o componente de saúde e cuidados pessoais do IPCA é o mais próximo dessa dinâmica, ao captar diretamente preços de medicamentos e serviços de saúde. Já a taxa de câmbio afeta o mesmo canal por outra porta: sua desvalorização encarece medicamentos, equipamentos e materiais importados incorporados aos custos médico-hospitalares.

Um segundo grupo afeta principalmente receita e demanda. O PIB influencia o mercado de planos por emprego e contratação de planos coletivos empresariais: em expansão, sustenta contratações e capacidade de pagamento; em recessão, o desemprego e a queda de renda elevam cancelamentos, migração para planos mais baratos e inadimplência (IESS, 2018). A renda média segue a mesma lógica em sentido direto.

Nessa mesma frente de receita, mas com sinal invertido ao dos custos, está o componente de planos de saúde do IPCA: em vez de custo, ele capta a recomposição dos preços

cobrados nos contratos e, portanto, tende a proteger a operadora quando o reajuste não é neutralizado pelo crescimento dos custos assistenciais, assim como o reajuste autorizado pela ANS para planos individuais e familiares, cujo efeito protetivo depende da relação entre o percentual autorizado e a VCMH.

A Selic é a variável de canais concorrentes: eleva o rendimento das aplicações financeiras vinculadas a provisões (efeito favorável), mas também encarece dívidas e desacelera a atividade econômica (efeito desfavorável). O sinal predominante depende da estrutura financeira e da modalidade da operadora, e deve ser verificado empiricamente.

Com base nesses fundamentos, formula-se a terceira hipótese: **H3: Os indicadores macroeconômicos contribuem como *red flags* para a identificação do risco de insolvência em operadoras de planos de saúde.**

Dessa forma, as hipóteses formuladas refletem a compreensão de que o risco de insolvência em operadoras de planos de saúde decorre da interação entre fatores financeiros, não financeiros e macroeconômicos, justificando a utilização integrada dessas três dimensões analíticas no modelo empírico desenvolvido nesta pesquisa.

3 METODOLOGIA

3.1 Caracterização da pesquisa

Esta pesquisa caracteriza-se como quantitativa, aplicada, explicativa e longitudinal (Gil, 2002). O estudo utiliza técnicas estatísticas e econométricas para analisar indicadores socioeconômico-financeiros de operadoras de planos de saúde (OPS), com o objetivo de identificar sinais de risco (*red flags*) associados a risco de insolvência.

A abordagem quantitativa fundamenta-se na utilização de uma ampla base de dados composta por indicadores financeiros, não financeiros e macroeconômicos, analisados por meio de técnicas de modelagem capazes de identificar relações estatisticamente significativas com a ocorrência de insolvência. Para isso, foram empregados os métodos *Elastic Net* e regressão logística, que possibilitam a seleção de variáveis relevantes, o tratamento da multicolinearidade e a estimação das probabilidades de insolvência das operadoras (Zou; Hastie, 2005; Hosmer; Lemeshow; Sturdivant, 2013; Hair *et al.*, 2009).

A pesquisa possui natureza aplicada por buscar produzir conhecimento útil à supervisão preventiva, à regulação do mercado de saúde suplementar e ao processo de tomada de decisão de gestores de OPS e demais stakeholders, por meio da identificação precoce de sinais associados ao risco de insolvência. Sob a perspectiva da Teoria da Sinalização (Spence, 1973), parte-se do pressuposto de que os indicadores socioeconômico-financeiros das OPS podem emitir sinais antecipados sobre sua condição econômico-financeira, contribuindo para a redução de assimetrias informacionais e para o aprimoramento dos mecanismos de monitoramento regulatório.

O caráter explicativo decorre da busca por identificar quais indicadores apresentam associação estatisticamente relevante com a insolvência das operadoras, enquanto a perspectiva longitudinal permite acompanhar essa dinâmica ao longo do tempo. Para tanto, foram analisados dados históricos das OPS entre 2007 e 2024, contemplando também estruturas temporais defasadas em um ($t-1$) e dois anos ($t-2$), possibilitando avaliar a capacidade dos indicadores de antecipar processos de deterioração econômico-financeira (Menard, 2002).

3.2 Base de Dados

A estrutura empírica da pesquisa foi construída a partir da integração de múltiplas bases de dados contendo informações financeiras, não financeiras, regulatórias, operacionais, cadastrais

e macroeconômicas das operadoras de planos de saúde (OPS). Essa abordagem busca captar a natureza multifatorial do risco de insolvência, incorporando simultaneamente fatores internos das operadoras e condições do ambiente econômico nacional, em linha com a literatura contemporânea sobre previsão de insolvência (Sharma; Mittal, 2024; Tinoco; Wilson, 2013).

O núcleo da base de dados foi constituído por informações públicas disponibilizadas pela ANS, incluindo dados do Documento de Informações Periódicas das Operadoras de Planos de Assistência à Saúde (DIOPS), registros cadastrais, informações sobre beneficiários, modalidades de operação, regimes especiais, Índice de Desempenho da Saúde Suplementar (IDSS), cancelamentos de registro e demais bases relacionadas ao acompanhamento regulatório do setor.

Complementarmente, foram incorporados indicadores macroeconômicos obtidos junto ao Banco Central do Brasil (BCB) e ao Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), abrangendo variáveis relacionadas à atividade econômica, inflação, desemprego e taxa de juros. A inclusão dessas informações permite capturar os efeitos do ambiente macroeconômico sobre o risco de insolvência das OPS, integrando fatores internos das operadoras às condições econômicas nacionais.

A base foi organizada em formato de painel longitudinal não balanceado, utilizando como unidade de análise a observação anual "OPS-ano". Cada observação representa uma operadora em um determinado ano do período analisado, permitindo acompanhar simultaneamente a evolução temporal das entidades e suas diferenças estruturais. A agregação anual dos dados contribui para a compatibilização das diferentes bases utilizadas e para a redução de volatilidades de curto prazo. A utilização de dados públicos oficiais assegura aderência regulatória, transparência metodológica, reprodutibilidade da pesquisa e consistência das análises realizadas.

3.3 Período analisado

O período analisado compreende os anos de 2007 a 2024. A definição desse intervalo buscou maximizar a abrangência da análise empírica e a quantidade de observações disponíveis, contemplando distintas fases do ciclo regulatório, contábil e prudencial das operadoras de planos de saúde. Além disso, a extensão do horizonte temporal viabiliza a observação de choques macroeconômicos e transições de mercado que impactam diretamente a dinâmica de solvência do setor.

A escolha do marco inicial decorre da maior disponibilidade, consistência e padronização das informações divulgadas pela ANS a partir de 2007, permitindo a construção de uma base de dados mais robusta e comparável ao longo do tempo. O ano de 2024 foi definido como limite final por corresponder ao período mais recente com informações disponíveis no momento da coleta dos dados.

3.4 Estratégia de segmentação da amostra por modalidade de operadora

A base de dados contempla todas as modalidades de OPS reguladas pela ANS, incluindo cooperativas médicas, cooperativas odontológicas, medicinas de grupo, odontologias de grupo, autogestões, filantrópicas, administradoras de benefícios e seguradoras especializadas em saúde que encaminharam regularmente o DIOPS à autarquia.

Embora integrem o mesmo setor regulado, essas modalidades apresentam diferenças relevantes quanto à natureza jurídica, estrutura operacional, perfil assistencial, modelo de receitas, exposição ao risco e exigências regulatórias, fatores que influenciam diretamente a dinâmica econômico-financeira e o risco de insolvência.

Diante dessa heterogeneidade, as modalidades foram analisadas de forma segregada, mediante a estimação de modelos específicos para cada agrupamento, permitindo identificar *red flags* compatíveis com as particularidades de cada segmento.

3.5 Seleção da amostra

A construção da base analítica seguiu critérios voltados à preservação da consistência informacional, comparabilidade das observações e adequação da amostra aos objetivos da pesquisa. Inicialmente, foram identificadas todas as operadoras de planos de saúde com registro na ANS entre 2007 e 2024. A partir dessa relação, foram coletadas as informações do DIOPS, utilizado como principal fonte para o cálculo dos indicadores financeiros, posteriormente integrado às variáveis não financeiras, regulatórias, operacionais, cadastrais e macroeconômicas.

Como critério de exclusão, foram removidas apenas as observações "OPS-ano" sem envio do DIOPS no respectivo período regulatório, uma vez que a ausência dessas informações inviabiliza o cálculo dos indicadores financeiros naquele ano. Conforme apresentado na Tabela 1, do total de 26.740 observações identificadas no período, 5.131 foram excluídas por ausência desse documento, resultando em uma amostra final de 21.609 observações "OPS-ano",

equivalente a 81% do universo analisado. O histórico de não envio do DIOPS, contudo, foi preservado por meio da variável E_DIOPS, definida de forma acumulada, assumindo valor 1 quando a OPS apresentou pelo menos uma ocorrência de não envio até o ano de referência e valor 0 quando não apresentou ocorrência de não envio até esse período.

A Tabela 1 apresenta a evolução anual das operadoras em atividade e a situação de envio do DIOPS entre 2007 e 2024.

Tabela 1 - Número de OPS em operação, segundo a situação de envio do DIOPS no período de 2007 a 2024

Ano	Em operação	Com DIOPS	Com DIOPS (%)	Sem DIOPS	Sem DIOPS (%)
2007	2.126	1.435	67%	691	33%
2008	1.958	1.366	70%	592	30%
2009	1.794	1.345	75%	449	25%
2010	1.757	1.338	76%	419	24%
2011	1.670	1.323	79%	347	21%
2012	1.634	1.283	79%	351	21%
2013	1.584	1.263	80%	321	20%
2014	1.507	1.240	82%	267	18%
2015	1.456	1.203	83%	253	17%
2016	1.367	1.173	86%	194	14%
2017	1.328	1.129	85%	199	15%
2018	1.290	1.112	86%	178	14%
2019	1.266	1.094	86%	172	14%
2020	1.247	1.073	86%	174	14%
2021	1.226	1.082	88%	144	12%
2022	1.198	1.076	90%	122	10%
2023	1.171	1.053	90%	118	10%
2024	1.161	1.021	88%	140	12%
Total	26.740	21.609	81%	5.131	19%

Fonte: Elaboração própria, com base em dados da (ANS).

Nota: Cada OPS corresponde a um registro anual de DIOPS.

Os dados evidenciam o aumento gradual do envio do DIOPS ao longo do período analisado, reforçando a representatividade e a consistência da base utilizada, especialmente nos anos mais recentes.

3.6 Variáveis da Pesquisa

3.6.1 Variável dependente (VD_Y)

A variável dependente da pesquisa corresponde à ocorrência de insolvência das OPS, sendo operacionalizada de forma binária e denominada VD_Y. A variável assume valor igual a 1 para operadoras classificadas como insolventes e valor igual a 0 para operadoras não insolventes.

Tabela 2 - Variável dependente da pesquisa

Variável	Descrição	Codificação
VD_Y	Ocorrência de insolvência	1 = insolvente; 0 = não insolvente

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

A definição metodológica adotada buscou distinguir, de maneira rigorosa, eventos efetivamente associados à inviabilidade econômico-financeira terminal de eventos estritamente administrativos, regulatórios ou societários de saída do mercado.

No banco de dados estruturado em painel longitudinal (OPS-ano), a variável VD_Y assume valor igual a 1 exclusivamente no período em que ocorre o evento terminal de insolvência e valor igual a 0 nos demais períodos. Essa estrutura permite identificar temporalmente os sinais antecedentes (*red flags*) associados ao processo de deterioração econômico-financeira das operadoras.

Em razão da natureza terminal da insolvência, cada operadora pode experimentar o evento ($VD_Y = 1$) apenas uma única vez. Após a ocorrência da insolvência, a entidade é retirada da base nos períodos subsequentes, uma vez que o evento de interesse já foi observado, evitando a permanência de observações posteriores à ocorrência do evento na estrutura longitudinal dos dados.

Entre 2007 e 2024, foram identificados 1.702 descredenciamentos de OPS. A classificação desses eventos foi realizada com base no arcabouço normativo da ANS, visando distinguir eventos efetivamente associados à insolvência de desligamentos decorrentes de fatores administrativos, regulatórios ou societários, conforme apresentado na Tabela 3.

Tabela 3 - Motivos detalhados de descredenciamento de OPS (2007–2024)

Motivo do Descredenciamento	Classificação	Ocorrências (N)	Participação (%)
Liquidação Extrajudicial	Insolvência	194	11,40%
Alternat. à Liquidação - Deliberação Dicol	Insolvência	169	9,93%
Decretação de Falência por outros órgãos	Insolvência	5	0,29%
Pedido de cancelamento	Não Insolvência	581	34,14%
Descumprimento da RN nº 100/2005	Não Insolvência	304	17,86%
Deliberação de Diretoria Colegiada	Não Insolvência	243	14,28%
Por incorporação	Não Insolvência	86	5,05%
Descumprimento de disposição legal	Não Insolvência	54	3,17%
Ausência de operação	Não Insolvência	30	1,76%
Pedido pós cisão e incorporação	Não Insolvência	9	0,53%
Outros motivos administrativos menores*	Não Insolvência	27	1,23%
Total		1.702	100,00%

Fonte: Elaboração própria, com base em dados da ANS.

Nota: (*)Agrupa Ausência de operação-Dicol (5), Ausência de solicitação de registro de produto (6), Inexistência de produto ativo por >180 dias (6), Operar Cartão desconto (6), Descumprimento RN 543/22 (1), Baixa de CNPJ (2) e Filial (1).

À luz dessa classificação, a composição da categoria de falha terminal da pesquisa ($VD_Y = 1$) foi restrita aos eventos que denotam colapso financeiro incontornável, totalizando 368 operadoras, conforme sintetizado na Tabela 4.

Tabela 4 - Composição final dos eventos de falha por OPS (Variável Dependente = 1)

Critério de Falha Financeira Terminal	Eventos (N)	Participação Relativa
Liquidação Extrajudicial	194	52,72%
Alternativa à Liquidação - Deliberação DICOL	169	45,92%
Decretação de Falência por outros órgãos	5	1,36%
Total de Eventos (Y=1)	368	100,00%

Fonte: Elaboração própria, com base em dados da ANS.

A inclusão das deliberações da Diretoria Colegiada (DICOL) como eventos de insolvência justifica-se pelo desenho institucional da ANS, que admite o cancelamento compulsório em substituição à liquidação extrajudicial formal em situações específicas (Alternat. à liquidação – Decretação DICOL), especialmente quando os custos do procedimento inviabilizam sua efetividade para os credores (ANS, 2022).

Os demais 1.334 cancelamentos foram classificados como eventos não terminais ($VD_Y = 0$) e segmentados em quatro vertentes para fins de consistência interna: a) estresse operacional ou intermediário (ausência de operação ou inatividade de produtos por mais de 180 dias); b) falhas de governança e compliance (descumprimentos normativos e de resoluções); c) eventos estratégicos e societários (pedidos voluntários de saída, fusões e incorporações); e d) filtros institucionais e consequências jurídicas (baixas de CNPJ e ajustes formais de pessoas jurídicas de direito público).

3.6.2 Variáveis independentes

3.6.2.1 Organização das variáveis

As variáveis da pesquisa foram organizadas de forma multidimensional para representar diferentes dimensões do risco de insolvência das OPS, em alinhamento aos objetivos da pesquisa. Para fins analíticos, os indicadores foram agrupados em três dimensões: financeira, não financeira e macroeconômica, contemplando fatores econômico-financeiros, operacionais, regulatórios, institucionais e externos potencialmente associados à insolvência.

Ao todo, a pesquisa contempla 122 indicadores, distribuídos entre 50 razões ou índices (40,98%) e 72 variáveis *dummy* (59,02%), conforme apresentado na Tabela 5.

Tabela 5 - Distribuição dos Blocos de Indicadores Socioeconômico-Financeiros

Tipos de indicadores	Razão	Dummy	Total
Financeiro	27	52	79
Indicadores do acompanhamento das OPS pela ANS	24	0	24
Outros (<i>low, high, extreme risk</i> , fragilidades, outros)	3	52	55
Não financeiro	11	20	31
Características estruturais	1	4	5

Tipos de indicadores	Razão	Dummy	Total
Localização geográfica	0	4	4
Perfil da carteira	3	0	3
Regulação - monitoramento acompanhamento	1	3	4
Regulação - qualidade eficiência	0	6	6
Regulação - ressarcimento ao SUS	4	1	5
Regulação - conformidade contábil	1	1	2
Tributação setorial	1	0	1
Verticalização assistencial	0	1	1
Macroeconômicos	12	0	12
Macroeconômico-setoriais	2	0	2
Macroeconômicos-geral	10	0	10
Total	50	72	122
Representação (%)	40,98%	59,02%	100,00%

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

3.6.2.2 Indicadores financeiros

Os indicadores financeiros utilizados nesta pesquisa foram selecionados com o objetivo de representar diferentes dimensões da situação econômico-financeira das operadoras de planos de saúde (OPS). A escolha desses indicadores fundamenta-se, em parte, na sistemática de acompanhamento econômico-financeiro adotada pela ANS, cujo monitoramento busca avaliar a capacidade das operadoras de manter o equilíbrio econômico-financeiro e a continuidade da prestação dos serviços assistenciais (ANS, 2016).

Nesta pesquisa, os indicadores financeiros foram organizados em dois grupos: Indicadores Financeiros do Acompanhamento das OPS pela ANS e Outros Indicadores Financeiros.

3.6.2.2.1 Indicadores Financeiros do Acompanhamento das OPS pela ANS

A ANS, por meio do Painel Econômico-Financeiro da Saúde Suplementar, disponibiliza e consolida informações econômico-financeiras das operadoras de planos de saúde, reunindo dados provenientes do DIOPS, do Cadastro de Operadoras (CADOP) e do Sistema de Informações de Beneficiários (SIB). O painel contempla demonstrações contábeis, receitas, despesas, provisões, ativos garantidores, resultados e diversos indicadores econômico-financeiros, permitindo o acompanhamento da evolução das contas setoriais e da situação econômico-financeira das operadoras (ANS, 2026). Em alinhamento a essa estrutura de informações, os indicadores financeiros utilizados nesta pesquisa foram organizados nas dimensões apresentadas a seguir.

a) Indicadores de Liquidez: mensuram a capacidade das OPS de cumprir suas obrigações financeiras. A **Liquidez Geral (LG)** expressa a capacidade de honrar compromissos de curto e longo prazo com os ativos realizáveis, enquanto a **Liquidez Corrente (LC)** avalia a capacidade de pagamento das obrigações de curto prazo por meio dos ativos circulantes.

Tabela 6 - Indicadores de liquidez

Indicador	Descrição	Fórmula	Sinal	Autores
LG	Liquidez Geral	$(AC + RLP) / (PC + ELP)$	-	Beaver (1966); Altman (1968); Ohlson (1980); Zmijewski (1984); Ashraf et al. (2019); Budhidharma et al. (2023)
LC	Liquidez Corrente	AC / PC	-	Beaver (1966); Ohlson (1980); Zmijewski (1984); Ashraf et al. (2019); Navarro-Galera et al. (2024)

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

Legenda: AC = ativo circulante; RLP = ativo realizável a longo prazo; PC = passivo circulante; e ELP = passivo exigível a longo prazo.

Nota: (+) aumento esperado do risco de insolvência; (-) redução esperada do risco de insolvência.

b) Indicadores de Rentabilidade: avaliam a capacidade das OPS de gerar resultados econômicos e operacionais. O **IRF** mede a contribuição do resultado financeiro; as margens **EBIT**, **EBITDA**, **MLB**, **MLO** e **MLL** capturam diferentes perspectivas de lucratividade e eficiência operacional; enquanto **ROA** e **ROE** mensuram, respectivamente, o retorno dos ativos e do patrimônio líquido.

Tabela 7 - Indicadores de rentabilidade

Indicador	Descrição	Fórmula	Sinal	Autores
IRF	Índice de Resultado Financeiro	RFL / CE	-	Altman (1968); Bellovary, Giacomino e Akers (2007); Mahmoud e Arifin (2024)
M_EBIT	Margem EBIT (LAJIR)	$(RL + DF + IR + CSLL - ID) / CE$	-	Altman (1968); Ashraf et al. (2019); Budhidharma et al. (2023)
M_EBITDA	Margem EBITDA (LAJIDA)	$(RL + DF + IR + CSLL - ID + DEP + AMORT) / CE$	-	Budhidharma et al. (2023); Sharma e Mittal (2024); Mahmoud e Arifin (2024)
MLB	Margem de Lucro Bruto	RB / CE	-	Ashraf et al. (2019); Mahmoud e Arifin (2024)
MLL	Margem de Lucro Líquido	RL / CE	-	Navarro-Galera et al. (2024); Ashraf et al. (2019); Altman (1968)
MLO	Margem de Lucro Operacional	RO / CE	-	Ashraf et al. (2019); Budhidharma et al. (2023); Mahmoud e Arifin (2024)
ROA	Retorno sobre o ativo total	RL / AT	-	Beaver (1966); Altman (1968); Zmijewski (1984); Navarro-Galera et al. (2024); Dumitrescu et al. (2025)
ROE	Retorno sobre o patrimônio líquido	RL / PL	-	Altman (1968); Mahmoud e Arifin (2024); Sharma e Mittal (2024)

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

Legenda: RFL = resultado financeiro líquido; RL = resultado líquido; DF = despesas financeiras; IR = imposto de renda; CSLL = contribuição social; e ID = impostos diferidos; RB = resultado bruto; RO = resultado operacional; AT = ativo total; e PL = patrimônio líquido

Nota: (+) aumento esperado do risco de insolvência; (-) redução esperada do risco de insolvência.

c) Indicadores de Custos Assistenciais e Operacionais: mensuram o grau de comprometimento das receitas das OPS com despesas assistenciais, administrativas, comerciais e financeiras. A **DA**, **DC** e **DM** avaliam, respectivamente, o peso das despesas administrativas, de comercialização e assistenciais sobre as contraprestações efetivas, enquanto os índices **COMB** e **COMBA** mensuram o comprometimento das receitas pelas despesas operacionais totais, refletindo a pressão dos custos sobre a sustentabilidade econômico-financeira das operadoras.

Tabela 8 - Indicadores de custos assistenciais e operacionais

Indicador	Descrição	Fórmula	Sinal	Autores
DA	Índice de despesas administrativas	DA / CE	+	Alves (2006); Guimarães e Alves (2009); Bragança (2019); Castro (2019); Cruz, Batista e Piccoli (2020)
DC	Índice de despesas de comercialização	DC / CE	+	Alves (2006); Guimarães e Alves (2009); Bragança (2019); Castro (2019); Cruz, Batista e Piccoli (2020)
DM	Índice de despesas assistenciais	EIL / CE	+	Alves (2006); Guimarães e Alves (2009); Bragança (2019); Castro (2019); Cruz, Batista e Piccoli (2020)
COMB	Índice combinado	$(DA + DC + EIL) / CE$	+	Alves (2006); Guimarães e Alves (2009); Bragança (2019); Castro (2019); Cruz, Batista e Piccoli (2020)
COMBA	Índice combinado ampliado	$(DA + DC + EIL) / (CE + RFL)$	+	Alves (2006); Guimarães e Alves (2009); Bragança (2019); Castro (2019); Cruz, Batista e Piccoli (2020)

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

Legenda: DA = despesas administrativas; DC = despesas comerciais; e EIL = eventos indenizáveis líquido.

Nota: (+) aumento esperado do risco de insolvência; (-) redução esperada do risco de insolvência.

d) Indicadores Estrutura de Capital e Endividamento: mensuram a dependência das OPS de recursos de terceiros, o comprometimento dos ativos com obrigações financeiras e a composição do endividamento. A **CE** avalia a concentração das dívidas no curto prazo; o **CTCP**, a dependência de capital de terceiros em relação ao patrimônio líquido; os indicadores **ENDIV**, **ENDIV_CP** e **ENDIV_LP** mensuram o comprometimento dos ativos com obrigações totais, de curto prazo e de longo prazo, respectivamente; e o **IMOB** avalia o grau de imobilização dos recursos da operadora em ativos permanentes.

Tabela 9 - Indicadores de estrutura de capital e endividamento

Indicador	Descrição	Fórmula	Sinal	Autores
CE	Composição do Endividamento	PC / ET	+	Alves (2006); Guimarães e Alves (2009); Bragança (2019); Castro (2019); Cruz, Batista e Piccoli (2020)
CTCP	Capital de terceiros sobre capital próprio	ET / PL	+	Alves (2006); Guimarães e Alves (2009); Bragança (2019); Castro (2019); Cruz, Batista e Piccoli (2020)
ENDIV	Índice de Endividamento	(PC + ELP) / AT	+	Alves (2006); Guimarães e Alves (2009); Bragança (2019); Castro (2019); Cruz, Batista e Piccoli (2020)
ENDIV_CP	Índice de Endividamento de Curto Prazo	PC / AT	+	Alves (2006); Guimarães e Alves (2009); Bragança (2019); Castro (2019); Cruz, Batista e Piccoli (2020)
ENDIV_LP	Índice de Endividamento de Longo Prazo	ELP / AT	+	Alves (2006); Guimarães e Alves (2009); Bragança (2019); Castro (2019); Cruz, Batista e Piccoli (2020)
IMOB	Imobilização do Ativo Total	AP / AT	+	Alves (2006); Guimarães e Alves (2009); Bragança (2019); Castro (2019); Cruz, Batista e Piccoli (2020)

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

Legenda: PC - passivo circulante; ET = exigível total; ELP = passivo exigível a longo prazo; e AP = ativo permanente (investimentos, imobilizado e intangível).

Nota: (+) aumento esperado do risco de insolvência; (-) redução esperada do risco de insolvência.

e) Indicadores do Ciclo Financeiro e Eficiência Operacional: avaliam a capacidade das OPS de administrar seus ativos, converter receitas em caixa e equilibrar recebimentos e pagamentos. O **GAT_CE** mensura a eficiência na utilização dos ativos para geração de contraprestações efetivas, enquanto o **PMCR** e o **PMPE** avaliam, respectivamente, os prazos médios de recebimento das contraprestações e de pagamento dos eventos assistenciais.

Tabela 10 - Indicadores do ciclo financeiro e eficiência operacional

Indicador	Bloco	Descrição	Fórmula	Sinal	Autores
GAT_CE	Ciclo Financeiro e Eficiência Operacional	Giro do Ativo Total - Contraprestações Efetivas	CE / AT	-	Alves (2006); Guimarães e Alves (2009); Bragança (2019); Castro (2019); Cruz, Batista e Piccoli (2020)
PMCR	Ciclo Financeiro e Eficiência Operacional	Prazo médio de contraprestações a receber	(CR/ CE) × 360	+	Alves (2006); Guimarães e Alves (2009); Bragança (2019); Castro (2019); Cruz, Batista e Piccoli (2020)
PMPE	Ciclo Financeiro e Eficiência Operacional	Prazo médio de pagamento de eventos	(EL / EIL) × 360	-	Alves (2006); Guimarães e Alves (2009); Bragança (2019); Castro (2019); Cruz, Batista e Piccoli (2020)

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

Legenda: CR = créditos de operações de saúde; EL = eventos a liquidar; EIL = eventos indenizáveis líquidos e RT = receita total.

Nota: (+) aumento esperado do risco de insolvência; (-) redução esperada do risco de insolvência.

3.6.2.2.2 Outros Indicadores Financeiros

Além dos indicadores financeiros tradicionalmente utilizados no acompanhamento das OPS, foram construídas variáveis complementares destinadas a capturar situações extremas, atípicas ou economicamente incompatíveis com o funcionamento esperado das operadoras. Essas variáveis foram operacionalizadas por meio de indicadores *dummy* associados a valores extremos da distribuição dos indicadores econômico-financeiros e a condições patrimoniais, operacionais ou contábeis específicas.

As variáveis de extremos foram classificadas em dois grupos: **low**, correspondentes aos valores situados nos percentis inferiores da distribuição ($\leq P_5$), e **high**, correspondentes aos valores situados nos percentis superiores ($\geq P_{95}$). Essa estratégia permitiu identificar situações associadas a baixa rentabilidade, fragilidade de liquidez, reduzida eficiência operacional, elevado endividamento, excessiva imobilização de recursos e comprometimento elevado das receitas por custos e despesas operacionais.

As tabelas 11 e 12 sintetizam os indicadores financeiros transformados em variáveis *dummy* de extremos inferiores (*low*) e superiores (*high*), construídas para identificar situações de fragilidade econômico-financeira potencialmente associadas ao aumento do risco de insolvência das OPS.

Tabela 11 - Outros indicadores financeiros para identificação de risco (*low*)

INDICADORES	INTERPRETAÇÃO ECONÔMICA	SINAL
ROA_low	Baixa rentabilidade dos ativos pode sinalizar deterioração econômico-financeira	+
LG_low	Baixa capacidade de pagamento das obrigações totais	+
LC_low	Baixa capacidade de pagamento das obrigações de curto prazo	+
MLB_low	Baixa capacidade de geração de resultado bruto pode sinalizar deterioração operacional	+
MLO_low	Baixa geração de resultado operacional pode indicar perda de eficiência econômica	+
MLL_low	Baixa rentabilidade líquida pode sinalizar deterioração econômico-financeira	+
M_EBIT_low	Baixa capacidade de geração de lucro operacional antes das despesas financeiras e tributos	+
M_EBITDA_low	Baixa geração operacional de caixa pode indicar fragilidade financeira	+
IRF_low	Baixa contribuição do resultado financeiro pode reduzir a sustentabilidade financeira	+
GAT_ce_low	Baixa capacidade dos ativos gerarem contraprestações efetivas pode indicar ineficiência operacional	+
GAT_rt_low	Baixa capacidade dos ativos gerarem receitas totais pode sinalizar baixa eficiência operacional	+
PMPE_low	Baixo prazo de pagamento pode aumentar a pressão imediata sobre o Caixa	+
ROE_low	Baixa rentabilidade do patrimônio líquido pode indicar deterioração econômico-financeira	+
CTCP_low	Baixa utilização de capital de terceiros pode indicar menor alavancagem financeira	-

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

Nota: (+) aumento esperado do risco de insolvência; (-) redução esperada do risco de insolvência.

Tabela 12 - Outros indicadores financeiros para identificação de risco (*high*)

INDICADORES	INTERPRETAÇÃO ECONÔMICA	SINAL
PMPE_high	Postergação de pagamentos pode sinalizar pressão financeira e dificuldades de liquidez	+
IMOB_high	Alta imobilização reduz a flexibilidade financeira e a liquidez dos ativos	+
ENDIV_high	Alto endividamento aumenta a pressão financeira e o risco de insolvência	+
ENDIV_CP_high	Elevada concentração de dívidas de curto prazo pressiona o caixa operacional	+
ENDIV_LP_high	Elevada alavancagem estrutural aumenta a dependência de capital de terceiros	+
DM_high	Custos assistenciais elevados comprometem os resultados operacionais	+
DC_high	Despesas comerciais elevadas pressionam os resultados operacionais	+
DA_high	Despesas administrativas elevadas podem indicar ineficiência operacional	+
PMCR_high	Maior prazo de recebimento reduz a liquidez e o capital de giro	+
COMB_high	Elevado comprometimento das receitas pelos custos operacionais	+
CE_high	Elevada concentração de dívidas no curto prazo aumenta a pressão financeira imediata	+

APLIC_GARANT_A_high	Maior cobertura de ativos garantidora aumenta segurança regulatória	-
COMBA_high	Elevado comprometimento das receitas operacionais e financeiras pelas despesas totais	+

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

Nota: (+) aumento esperado do risco de insolvência; (-) redução esperada do risco de insolvência.

Complementarmente, foram construídas, mediante *dummys*, outras variáveis financeiras destinadas a capturar situações patrimoniais, operacionais e contábeis específicas não contempladas pelos indicadores tradicionais, tais como patrimônio líquido nulo ou negativo, receitas operacionais inexistentes ou negativas, resultados deficitários, ausência de passivos relevantes, baixa atividade operacional e inconsistências econômico-contábeis. Também foi construído o indicador **EXTREME_RISK**, destinado a mensurar a concentração de sinais extremos de risco identificados em cada operadora (soma das *dummy low e high*).

Essas variáveis foram agrupadas em sete categorias analíticas, ausência operacional, deterioração econômica, existência de dívidas, extremos estatísticos, fragilidade estrutural, inconsistência econômico-contábil e outros fatores complementares, permitindo identificar sinais adicionais de risco associados à insolvência das OPS.

Tabela 13 - Outras variáveis financeiras - condições patrimoniais, operacionais ou contábeis específicas

INDICADOR	CATEGORIA	INTERPRETAÇÃO ECONÔMICA	SINAL
C_Efetiva_Igual_zero	Ausência Operacional	Ausência de receitas operacionais	+
E_indeniz_Igual_zero	Ausência Operacional	Ausência de eventos indenizáveis	+
COMB_m_alto	Deterioração Econômica	Elevado comprometimento das contraprestações	+
COMBA_m_alto	Deterioração Econômica	Elevado comprometimento das contraprestações+receitas financeiras	+
DA_m_alto	Deterioração Econômica	Despesas administrativas excessivas	+
DC_m_alto	Deterioração Econômica	Despesas comerciais excessivas	+
DM_m_alto	Deterioração Econômica	Despesas assistenciais excessivas	+
R_Liq_Neg	Deterioração Econômica	Resultado líquido negativo	+
R_Operac_Neg	Deterioração Econômica	Resultado operacional negativo	+
DIVIDA_CP	Existência de Dívidas	Existência de dívidas de curto prazo	+
DIVIDA_LP	Existência de Dívidas	Existência de dívidas de longo prazo	+
C_Efetiva_M_Baixa_p5	Extremos Estatísticos	Contraprestações efetivas extremamente baixa	+
E_indeniz_M_Baixa_p5	Extremos Estatísticos	Eventos indenizáveis extremamente baixos	+
P_EXIGIVEL_M_BAIKO_p1	Extremos Estatísticos	Exigível extremamente baixo	+
PC_BAIKO_p1	Extremos Estatísticos	Passivo circulante extremamente baixo	+
Ativo_M_Baixo_p5	Fragilidade Estrutural	Baixa capacidade patrimonial	+
PL_igual_zero	Fragilidade Estrutural	Patrimônio líquido nulo	+
PL_menor_igual_zero	Fragilidade Estrutural	Patrimônio líquido não positivo	+
PL_Neg	Fragilidade Estrutural	Patrimônio líquido negativo	+
C_Efetiva_menor_igual_zero	Inconsistência Econômico-Contábil	Contraprestações efetivas não positiva	+
C_Efetiva_Neg	Inconsistência Econômico-Contábil	Contraprestações efetivas negativa	+
E_Indeniz_menor_igual_zero	Inconsistência Econômico-Contábil	Eventos indenizáveis não positivo	+
E_indeniz_Neg	Inconsistência Econômico-Contábil	Eventos indenizáveis negativo	+
PC_ZERO	Inconsistência Econômico-Contábil	Ausência de passivo circulante	+
SEM_ENDIV	Inconsistência Econômico-Contábil	Ausência de endividamento	+
APLIC_GARANT_A	Outros	Cobertura por ativos garantidores	-
EXTREME_RISK	Outros	Concentração de sinais extremos (low+high)	+
GAT_RT	Outros	Baixa eficiência dos ativos (receita total)	+

Fonte: Elaborada pelo autor (2026) com base nos dados da pesquisa.

Nota: (+) aumento esperado do risco de insolvência; (-) redução esperada do risco de insolvência.

Os indicadores “COMB_m_alto”, “COMBA_m_alto”, “DA_m_alto”, “DC_m_alto” e “DM_m_alto” identificam as OPS posicionadas entre as 10% piores da distribuição (acima do percentil $P_{90\%}$), ou seja, aquelas que apresentam a pior situação nesses respectivos índices. Para fins de cálculo do percentil 90, agruparam-se as OPS em estratos homogêneos, conforme os critérios sintetizados na Tabela 21. Assim, cada grupo de comparação direta foi composto por entidades que compartilhavam simultaneamente a mesma modalidade institucional (controlando assimetrias regulatórias e operacionais), o mesmo quartil de ativos totais (controlando o porte econômico) e o mesmo perfil de rede assistencial própria (controlando o grau de verticalização dos serviços).

Similarmente, aplicou-se o mesmo procedimento de estratificação e controle para os indicadores “C_Efetiva_M_Baixa_p5”, “E_indeniz_M_Baixo_p5” e “Ativo_M_baixo_p5”, alterando-se o foco para a cauda inferior da distribuição com o objetivo de identificar assimetrias inversas. Desse modo, esses índices foram calculados utilizando como linha de corte o percentil $P_{5\%}$ dentro de cada agrupamento, permitindo isolar o grupo correspondente às 5% menores observações de cada estrato (as operadoras com os menores patamares nesses quesitos em relação aos seus concorrentes diretos).

Por fim, para os indicadores “P_EXIGIVEL_M_BAIKO_p1” e “PC_BAIKO_p1”, a linha de corte foi estabelecida de forma ainda mais restrita no percentil $P_{1\%}$ de cada agrupamento. O objetivo desse patamar foi isolar o grupo correspondente às 1% menores observações de cada estrato, identificando os casos mais extremos de subdimensionamento ou desvio analítico dentro de cada nicho de mercado.

Observa-se que as variáveis apresentadas na Tabela 13 abrangem diferentes manifestações de vulnerabilidade das OPS, incluindo ausência ou baixa atividade operacional, resultados deficitários, estruturas patrimoniais atípicas, níveis extremos de determinadas contas contábeis e condições associadas à pressão financeira e operacional. A utilização conjunta desses indicadores busca ampliar a capacidade de identificação de sinais precoces de deterioração econômico-financeira não capturados pelos indicadores tradicionais.

3.6.2.3 Indicadores não financeiros

Os indicadores não financeiros foram selecionados para representar características estruturais, regulatórias, operacionais e assistenciais das operadoras de planos de saúde (OPS), ampliando a análise para além dos aspectos estritamente econômico-financeiros. Essas variáveis contemplam dimensões relacionadas ao porte, tempo de atuação, localização

geográfica, perfil da carteira de beneficiários, monitoramento regulatório, qualidade assistencial, ressarcimento ao SUS, tributação, verticalização assistencial e conformidade contábil.

A operacionalização foi realizada por meio de indicadores contínuos e variáveis *dummy*. O sinal esperado representa a direção teórica da relação entre cada variável e o risco de insolvência, sendo positivo (+) quando associado ao aumento do risco, negativo (−) quando relacionado à sua redução e ambíguo (±) quando não há expectativa teórica de direção única. A Tabela 14 apresenta a descrição completa dos indicadores não financeiros utilizados na pesquisa.

Tabela 14 - Indicadores Não Financeiros utilizados na pesquisa

Dimensão Analítica	Indicador	Descrição	Tipo	Sinal
Características estruturais	T_ATUACAO_ANO	Idade da OPS	Índice	−
Características estruturais	P_GRANDE	Porte grande	Dummy	−
Características estruturais	P_MEDIO	Porte médio	Dummy	±
Características estruturais	P_N_IDENTIF	Porte não identificado	Dummy	+
Características estruturais	SEM_BENEF	OPS sem beneficiários	Dummy	+
Localização geográfica	R_C_OESTE	Região Centro-Oeste	Dummy	±
Localização geográfica	R_NORDESTE	Região Nordeste	Dummy	±
Localização geográfica	R_NORTE	Região Norte	Dummy	+
Localização geográfica	R_SUL	Região Sul	Dummy	−
Perfil da carteira	IDADE_MEDIA	Idade média dos beneficiários	Índice	+
Perfil da carteira	IDADE60ANOS	Beneficiários acima de 60 anos	Índice	+
Perfil da carteira	SHARE_IND_FAM	Carteira contratos individuais/familiares	Índice	+
Regulação e monitoramento	E_DIOPS	Histórico Ocorrência Não envio DIOPS	Dummy	+
Regulação e monitoramento	D_TECNICA	Ocorrência Regime de direção técnica	Dummy	+
Regulação e monitoramento	D_FISCAL	Ocorrência Regime de direção fiscal	Dummy	+
Regulação e monitoramento	QUANT_REGIME_DF	Quantidade de regimes de direção fiscal	Índice	+
Qualidade e eficiência	IDSS_F_000a019	IDSS entre 0,00 e 0,19	Dummy	+
Qualidade e eficiência	IDSS_F_020a039	IDSS entre 0,20 e 0,39	Dummy	+
Qualidade e eficiência	IDSS_F_040a059	IDSS entre 0,40 e 0,59	Dummy	±
Qualidade e eficiência	IDSS_F_060a079	IDSS entre 0,60 e 0,79	Dummy	−
Qualidade e eficiência	IDSS_F_SEM_IDENT	IDSS não identificado	Dummy	+
Qualidade e eficiência	TEM_RECLAMACAO	Reclamações de beneficiários	Dummy	+
Ressarcimento ao SUS	CARGA_RES_SUS	Carga de ressarcimento ao SUS	Índice	+
Ressarcimento ao SUS	INADIM_RES_SUS	Inadimplência no ressarcimento ao SUS	Índice	+
Ressarcimento ao SUS	TEM_ABI_RES_SUS	Existência ABI ressarcimento ao SUS	Dummy	+
Ressarcimento ao SUS	TX_COBR_ABI_SUS	Taxa de cobrança ABI SUS	Índice	+
Ressarcimento ao SUS	TX_PGTO_ABI_SUS	Taxa de pagamento ABI SUS	Índice	−
Tributação	CARGA_TRIB_SETOR_CTSE	Carga tributária da OPS	Índice	+
Verticalização assistencial	C_RECUR_ASSIST	Existência de ativos assistenciais	Dummy	−
Conformidade contábil	INCONS_CTB	Inconsistências contábeis	Dummy	+
Conformidade contábil	QUANT_GR_INCONS_CTB	Quantidade de inconsistências contábeis	Índice	+

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados públicos da Agência Nacional de Saúde Suplementar (ANS), disponibilizados por meio do Portal Brasileiro de Dados Abertos.

Nota: (+) aumento esperado do risco de insolvência; (−) redução esperada do risco de insolvência.

Nas variáveis *dummy* de região geográfica, porte da operadora e faixas do IDSS, foram utilizadas como categorias de referência a região Sudeste, as operadoras de pequeno porte e a faixa de IDSS entre 0,80 e 1,00, respectivamente. Essas categorias foram omitidas dos modelos e utilizadas como base de comparação para as demais categorias.

As informações utilizadas para a construção dos indicadores não financeiros foram obtidas a partir das bases de dados disponibilizadas pela Agência Nacional de Saúde

Suplementar (ANS) por meio do Portal Brasileiro de Dados Abertos. Foram consultados conjuntos de dados referentes às características cadastrais das operadoras, beneficiários, qualidade e desempenho, ressarcimento ao Sistema Único de Saúde (SUS), regimes especiais de direção fiscal e técnica, bem como informações regulatórias e assistenciais. A utilização dessas bases permitiu a elaboração de variáveis representativas de aspectos estruturais, operacionais, regulatórios e de conformidade das operadoras de planos de saúde, complementando a análise dos indicadores econômico-financeiros utilizados na pesquisa.

3.6.2.4 Indicadores macroeconômicos

Os indicadores macroeconômicos foram incorporados à pesquisa com o objetivo de captar a influência do ambiente econômico sobre a situação econômico-financeira das operadoras de planos de saúde (OPS). Essas variáveis representam fatores externos capazes de afetar os custos assistenciais, a capacidade de pagamento dos beneficiários, o custo do capital, a demanda por planos de saúde e, conseqüentemente, o risco de insolvência das operadoras.

Foram considerados indicadores relacionados à inflação, atividade econômica, mercado de trabalho, política monetária, setor externo e regulação setorial. O sinal esperado representa a direção teórica da relação entre cada variável e o risco de insolvência, sendo positivo (+) quando associado ao aumento do risco e negativo (–) quando relacionado à sua redução. A Tabela 15 apresenta a descrição dos indicadores macroeconômicos utilizados na pesquisa.

Tabela 15 - Indicadores macroeconômicos da pesquisa

INDICADORES	GRUPO	DESCRIÇÃO	TIPO	SINAL
IPCA_G	Inflação geral	IPCA Geral (IBGE)	Índice	+
IPCA_S	Inflação setorial	IPCA Saúde e cuidados pessoais	Índice	+
IPCA_P	Inflação setorial	IPCA Plano de Saúde	Índice	–
VCMH	Inflação setorial	Variação de custos médico-hospitalares	Índice	+
IGP_DI	Inflação de custos operacionais indiretos	IGP-DI (FGV)	Índice	+
IPA_EP_DI	Inflação de custos industriais e insumos médicos	IPA-EP-DI (FGV)	Índice	+
PIB	Nível de atividade econômica	Produto Interno Bruto (IBGE)	Índice	–
SELIC	Política monetária	Taxa Selic (BC)	Índice	+
DESEMPREGO	Fragilidade da renda e demanda	Taxa de desemprego (IBGE)	Índice	+
CAMBIO	Custos de insumos importados	Câmbio (R\$/US\$ – dólar comercial – BCB)	Índice	+
RENDA_MEDIA	Capacidade de pagamento	Renda média (IBGE – PNAD)	Índice	–
REAJUSTE_ANS	Recomposição de receitas	Reajuste autorizado pela ANS	Índice	–

Fonte: Elaborado pelo autor com base em dados do IBGE, Banco Central do Brasil, FGV e ANS.

Nota: (+) aumento esperado do risco de insolvência; (–) redução esperada do risco de insolvência.

3.6.2.5 Alta Dimensionalidade e Complexidade Analítica

A base de dados da pesquisa apresenta elevada dimensionalidade, reunindo indicadores financeiros, não financeiros e macroeconômicos, além de variáveis contínuas e *dummy*. Essa estrutura amplia a capacidade analítica do estudo, mas também aumenta a possibilidade de correlação entre variáveis, sobreposição conceitual e multicolinearidade.

Diante desse contexto, foi adotado o método de regularização *Elastic Net* para seleção dos indicadores mais relevantes associados ao risco de insolvência das OPS. A técnica combina regularização e seleção automática de variáveis, sendo especialmente adequada para bases com grande número de indicadores e presença de correlação entre preditores (Zou; Hastie, 2005). Dessa forma, busca-se reduzir a dimensionalidade da base, minimizar o risco de sobreajuste e obter modelos mais parcimoniosos e robustos para a etapa de regressão logística.

3.7 Tratamento Aplicado na Base de Dados

O tratamento dos dados constituiu etapa fundamental desta pesquisa, tendo como objetivo assegurar consistência estatística, coerência econômico-contábil e robustez econométrica aos modelos de previsão de insolvência aplicados. Considerando a elevada heterogeneidade estrutural do setor de saúde suplementar, bem como a utilização de indicadores financeiros construídos na forma de razões contábeis, foram necessários procedimentos específicos de limpeza, padronização, tratamento de extremos e adequação estatística da base de dados.

A literatura destaca que razões financeiras apresentam limitações metodológicas relevantes quando utilizadas em modelos estatísticos e econométricos, sobretudo em contextos caracterizados por assimetria distributiva, presença de *outliers*, elevada dispersão e denominadores próximos de zero. Linares-Mustarós *et al.* (2022) argumentam que a própria construção matemática das razões financeiras pode gerar distorções estatísticas importantes, incluindo assimetria, surgimento de *outliers* espúrios e instabilidade distributiva, comprometendo a validade dos resultados obtidos em estudos setoriais.

De forma complementar, Trimath (2001) ressalta que determinados indicadores financeiros podem produzir interpretações economicamente equivocadas quando empregados sem tratamento adequado, especialmente em situações envolvendo patrimônio líquido negativo ou reduzido, condição frequente em empresas com fragilidade financeira. Segundo a autora, a exclusão indiscriminada dessas observações pode gerar severo viés amostral, eliminando justamente as organizações em pior situação econômico-financeira.

A tabela 16 demonstra resumidamente visão geral dos procedimentos de tratamentos de dados aplicados.

Tabela 16 - Visão geral dos procedimentos de tratamento dos dados

Etapa	Procedimento	Objetivo
1	Validação estrutural da base de dados	Verificar consistência cadastral, temporal e contábil das informações
2	Tratamento de inconsistências econômicas	Corrigir razões financeiramente inviáveis ou estruturalmente inconsistentes
3	Imputação por mediana	Preservar observações e reduzir sensibilidade a valores extremos
4	Winsorização dos indicadores	Reduzir influência estatística de <i>outliers</i>
5	Criação de variáveis <i>dummy</i>	Identificar condições extremas de fragilidade financeira e preservação de dados (evitar viés de seleção)
6	Padronização intraestrato (escore-z)	Reduzir a heterogeneidade estrutural entre operadoras e aumentar a comparabilidade econômica dos indicadores
7	Construção temporal das variáveis	Avaliar sinais antecedentes de insolvência em $(t-1)$ e $(t-2)$

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

Assim, optou-se pela utilização de técnicas de imputação, winsorização, padronização intraestrato e criação de variáveis auxiliares e *dummys*, preservando a representatividade econômica da base e mantendo a maior quantidade possível de informações relevantes para análise.

Em relação à completude das informações, a amostra potencial da pesquisa compreendia 26.740 registros anuais de OPS em operação no período de 2007 a 2024. Entretanto, parte das operadoras não realizou o envio das informações econômico-financeiras ao Documento de Informações Periódicas das Operadoras de Planos de Assistência à Saúde (DIOPS/ANS). Ao todo, 5.131 registros (19%) não possuíam envio do DIOPS, impossibilitando o cálculo dos indicadores financeiros utilizados na pesquisa. Assim, a base analítica final foi composta por 21.609 registros anuais com informações disponíveis, correspondendo a 81% do total de OPS em operação no período analisado.

Importa destacar que a exclusão desses 5.131 registros decorreu exclusivamente da inexistência integral das informações contábeis necessárias para construção das variáveis da pesquisa, e não de procedimentos de limpeza ou tratamento estatístico. Após a definição da base com registros válidos do DIOPS, as 21.609 observações foram preservadas como base analítica inicial, não havendo exclusões adicionais em função de outliers, inconsistências tratáveis, valores extremos, patrimônios líquidos negativos ou indicadores economicamente atípicos. Para a estimação dos modelos, entretanto, o número de observações válidas foi definido separadamente em cada horizonte temporal ($t-1$ e $t-2$), mediante *complete-case analysis*, conforme a disponibilidade das variáveis utilizadas em cada janela.

Inicialmente, realizou-se a padronização estrutural da base de dados, incluindo conferência de duplicidades, validação temporal das informações, uniformização monetária e revisão de possíveis inconsistências cadastrais e de registros. Também foram analisadas alterações regulatórias e mudanças metodológicas no padrão de divulgação das informações ocorridas no período de 2007 a 2024, buscando preservar a comparabilidade longitudinal das variáveis utilizadas.

Posteriormente, foi realizada análise exploratória da distribuição estatística dos indicadores, identificando-se elevada assimetria, curtose acentuada e presença de observações extremas em variáveis relacionadas à rentabilidade, liquidez, estrutura de capital, despesas assistenciais e endividamento, comportamento frequentemente observado em bases compostas por razões financeiras (Linares-Mustarós *et al.*, 2022). Esse comportamento é consistente com estudos financeiros aplicados ao setor de saúde suplementar, caracterizado por forte volatilidade operacional, elevada pressão regulatória e heterogeneidade entre modalidades de operadoras. Para mitigar o impacto dessas distorções e tratar os valores discrepantes (*outliers*) sem reduzir o tamanho da amostra, aplicou-se a técnica de winsorização nos extremos das distribuições.

Além da winsorização, foram implementados procedimentos específicos de tratamento para indicadores considerados economicamente inconsistentes. Variáveis construídas a partir de patrimônios líquidos negativos, passivos exigíveis muito baixos, receitas próximas de zero ou ativos extremamente reduzidos foram avaliadas individualmente. Optou-se pela manutenção da observação na amostra, evitando viés de sobrevivência e perda de capacidade preditiva do modelo.

A Tabela 17 apresenta os principais problemas metodológicos identificados nos indicadores.

Tabela 17 - Tipologia dos problemas metodológicos identificados nos indicadores

Problema identificado	Denominador/Origem do problema	Impacto nos Indicadores
Denominador muito pequeno	Ativo Total, Exigível Total e Passivo Circulante	ROA, LG, LC
Denominador igual ou menor que zero	Patrimônio Líquido, Contraprestações Efetivas e Eventos Indenizáveis	ROE, CT/CP, MLB, MLO, MLL, EBITDA, M_EBIT, IRF, DM, DC, DA, COMB, COMBA, PMCR, PMPE, CTSE, CARGA_RESSARC_SUS
Ausência de informação	Beneficiários	SHARE_INDIV_FAMILIAR, IDADE≥60ANOS, IDADE_MÉDIA
Ausência de endividamento	Exigível Total = 0 (situação 0 dividido por 0)	CE
Apenas controle de outliers	Não aplicável	IMOB, ENDIV, ENDIV_CP, ENDIV_LP, GAT_CE, AGPT, GAT_RT

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

Os principais problemas metodológicos identificados concentraram-se nos denominadores dos indicadores, envolvendo situações de valores nulos, negativos, economicamente irrelevantes, muito reduzidos ou ausência de informação, observadas nos componentes Ativo Total, Patrimônio Líquido, Contraprestações Efetivas, Exigível Total, Passivo Circulante, Beneficiários e Eventos Indenizáveis Líquidos.

Essa decisão metodológica fundamenta-se na literatura que alerta para o risco de eliminação justamente das empresas em condição mais crítica. Conforme destacado por Trimboth (2001), empresas com patrimônio líquido negativo podem apresentar razões financeiras matematicamente distorcidas, mas economicamente relevantes para identificação de fragilidade financeira e insolvência.

Nos casos considerados estruturalmente inviáveis do ponto de vista econômico-contábil, foram aplicados procedimentos de imputação utilizando medidas robustas de tendência central, especificamente a mediana dos respectivos grupos de referência. A utilização da mediana buscou reduzir sensibilidade a extremos e preservar estabilidade distributiva dos indicadores, especialmente em distribuições assimétricas e com maior propensão à ocorrência de valores extremos (Hair *et al.*, 2009).

Diante desse cenário de assimetria, adotou-se o procedimento de winsorização para mitigação da influência desproporcional de valores extremos sobre os parâmetros estimados. A winsorização foi aplicada diretamente sobre os indicadores econômico-financeiros calculados a partir dos balanços patrimoniais e demonstrações de resultados organizados. Essa técnica foi executada de forma customizada dentro de cada grupo de referência (intraestrato), aplicando os limites de corte de maneira específica para cada combinação de modalidade, porte (quartil de ativos) e rede assistencial. A winsorização é amplamente utilizado em estudos financeiros por permitir maior estabilidade estatística sem perda substancial de informação econômica relevante, garantindo que o comportamento extremo de uma grande seguradora, por exemplo, não distorça os limites de corte aplicados a uma pequena autogestão (Sasaki; Ura, 2022).

A utilização da winsorização mostra-se particularmente importante em pesquisas baseadas em razões financeiras, uma vez que pequenas variações em denominadores reduzidos podem produzir oscilações extremas nos indicadores. Estudos metodológicos demonstram que razões financeiras apresentam elevada sensibilidade a valores extremos, assimetria e potenciais distorções inferenciais quando utilizadas em análises estatísticas, especialmente na presença de denominadores próximos de zero (Sasaki; Ura, 2022; Linares-Mustarós *et al.*, 2022). Os autores destacam ainda que procedimentos de exclusão (*trimming*) e tratamento de extremos constituem

estratégias importantes para redução de vieses e aumento da robustez estatística em modelos envolvendo razões financeiras.

Com o objetivo de avaliar a sensibilidade dos resultados diante de diferentes níveis de tratamento desses valores extremos, foram construídos três modelos de winsorização. O Modelo 1 utilizou limites nos percentis 1% e 99%, preservando maior proximidade com a distribuição original dos dados. O Modelo 2 aplicou limites nos percentis 2,5% e 97,5%, sendo definido como especificação principal da pesquisa por representar um equilíbrio intermediário entre preservação distributiva e redução da influência de *outliers* extremos. Já o Modelo 3 utilizou limites nos percentis 5% e 95%, configurando a especificação mais conservadora em relação ao tratamento dos extremos.

Tabela 18 - Modelos de winsorização aplicados na pesquisa

Modelo	Percentis utilizados	Finalidade metodológica
Modelo 1	1% / 99%	Preservar maior proximidade com a distribuição original dos dados
Modelo 2	2,5% / 97,5%	Equilíbrio intermediário entre preservação distributiva e redução da influência de <i>outliers</i> extremos
Modelo 3	5% / 95%	Teste conservador de robustez estatística em relação ao tratamento dos extremos

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

Os Modelos 1 e 3 foram empregados como análises adicionais de robustez, permitindo avaliar a estabilidade dos resultados sob diferentes níveis de suavização estatística. Esse procedimento fundamenta-se na literatura sobre razões financeiras e tratamento de dados contábeis, que alerta para a elevada sensibilidade dos resultados empíricos diante de valores extremos, distribuições assimétricas e denominadores reduzidos (Sasaki; Ura, 2022; Linares-Mustarós et al., 2022).

A tabela 19 apresenta o resumo dos tratamentos metodológicos aplicados aos indicadores, detalhando a interação entre a imputação por mediana e a política de winsorização por grupo.

Tabela 19 - Resumo dos tratamentos metodológicos

Grupo metodológico	Tratamento resumido	Indicadores relacionados
A	<i>Dummy</i> para ativo muito baixo, manutenção das observações e winsorização sem imputação	ROA
B	<i>Dummy</i> para $PL \leq 0$, imputação pela mediana e winsorização	ROE, CT/CP
C	<i>Dummy</i> para contraprestações ≤ 0 , imputação pela mediana, <i>dummy</i> P5% e winsorização	MLB, M_EBIT, EBITDA, IRF, PMCR

Grupo metodológico	Tratamento resumido	Indicadores relacionados
D	Grupo C acrescido de dummy para resultado negativo	MLO, MLL
E	Grupo C acrescido de dummy para indicador acima do P90	DM, DC, DA, COMB, COMBA
F	<i>Dummy</i> para eventos indenizáveis ≤ 0 , imputação pela mediana, dummy P5% e winsorização	PMPE
G	Apenas winsorização, sem imputação e sem <i>dummy</i>	IMOB, ENDIV, ENDIV_CP, ENDIV_LP, GAT_contraprestações, AGPT, GAT_receita_total
H	Imputação para passivo nulo e controle de passivo economicamente irrelevante	LG, LC
I	Imputação para ausência de beneficiários e winsorização	SHARE_INDIV_FAMILIAR, IDADE $\geq$ 60ANOS, IDADE_MÉDIA
J	Tratamento da condição zero dividido por zero “0/0” com <i>dummys</i> estruturais e winsorização	CE
K	<i>Dummy</i> para contraprestações ≤ 0 , imputação pela mediana e winsorização	CTSE, CARGA_RESSARC_SUS

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

Após os tratamentos iniciais, foram construídas variáveis *dummys* representando situações extremas de fragilidade econômico-financeira. Para tanto, utilizaram-se os percentis $\leq 5\%$ e $\geq 95\%$ como critérios para identificação de extremos inferiores e superiores da distribuição estatística. Esse procedimento permitiu captar efeitos não lineares e condições de risco elevado que poderiam não ser integralmente representadas pelas variáveis contínuas tradicionais.

Tabela 20 - Dummies representando situações extremas de fragilidade econômico-financeira

Tipo Dummy	Quantidade
<i>Low</i> (percentis inferiores $\leq P_5$)	14
<i>High</i> (percentis superiores $\geq P_{95}$)	13
Total	27

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

A estrutura e a identificação analítica das variáveis *dummy* de níveis inferior (*Low*) e superior (*High*) estão apresentadas, respectivamente, nas Tabelas 11 e 12.

Importa destacar que a especificação das variáveis *dummys* dos tipos *Low* e *High* não decorreu de uma escolha estatística arbitrária ou aleatória, mas fundamentou-se no significado econômico-financeiro de indicador. A atribuição de uma condição extrema (0 ou 1) foi calibrada para refletir efetivamente situações de severa vulnerabilidade ou de superioridade estrutural.

Dessa forma, para indicadores em que valores reduzidos sinalizam fragilidade, tais como os de liquidez e rentabilidade, a *dummy* foi mapeada no percentil inferior ($\leq P_5$);

opostamente, para métricas em que a elevação representa maior risco, como os índices de endividamento e de sinistralidade, a condição de desgaste foi corretamente associada ao percentil superior ($\geq P_{95}$), garantindo perfeita coerência entre a modelagem estatística e a teoria econômica.

Também foram criadas variáveis auxiliares indicativas de: patrimônio líquido negativo; passivo exigível extremamente reduzido; contraprestações efetivas próximas de zero; despesas assistenciais excessivamente elevadas; ausência de endividamento; liquidez estruturalmente comprometida. Essas variáveis tiveram como finalidade rastrear condições econômicas específicas potencialmente associadas à deterioração financeira das operadoras e estão demonstradas na Tabela 13 – Outras variáveis financeiras - condições patrimoniais, operacionais ou contábeis específicas.

Concluída a parametrização dos extremos, os indicadores foram submetidos à padronização intraestrato utilizando transformação do tipo escore-z. A padronização foi realizada conforme a expressão:

$$Z_{ij} = [(X_{ij(w)} - \bar{X}_g) / DP_g]$$

Em que:

- $X_{ij(w)}$ representa o indicador winsorizado da operadora (i);
- $\bar{X}_g$ corresponde à média do grupo de referência;
- DP_g representa o desvio padrão do respectivo grupo;
- Z_{ij} corresponde ao indicador padronizado final.

Os grupos de referência que balizaram de forma transversal todo o tratamento de dados deste estudo, orientando desde a definição dos limites de corte da winsorização até o cálculo posterior das médias e desvios padrão do Escore-Z, foram definidos a partir da combinação entre modalidade da operadora, quartil de ativos totais e presença ou ausência de rede assistencial própria. Os quartis de ativos totais foram utilizados como medida de porte por representarem a dimensão patrimonial das operadoras, considerada mais adequada à comparação de suas estruturas econômico-financeiras do que a classificação baseada exclusivamente no número de beneficiários.

Os estratos foram constituídos considerando conjuntamente as observações do período analisado e adotou-se o critério mínimo de 30 observações ($n > 30$), com o objetivo de assegurar maior estabilidade das estatísticas utilizadas no tratamento dos dados. Quando a combinação dos critérios resultava em estrato com número insuficiente de observações, o agrupamento era realizado no nível imediatamente superior, preservando-se o critério mínimo estabelecido

A tabela 21 demonstra a estrutura da padronização intraestrato utilizada na pesquisa.

Tabela 21 - Estrutura da padronização intraestrato

Critério de agrupamento	Finalidade
Modalidade da OPS	Controlar diferenças regulatórias e operacionais
Quartil de ativos totais	Controlar diferenças de porte
Rede assistencial própria	Controlar diferenças de verticalização
$n > 30$ observações	Garantir estabilidade estatística intraestrato

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

Esse critério foi adotado com o objetivo de assegurar maior estabilidade estatística das médias e desvios padrão utilizados na padronização intraestrato, reduzindo problemas associados a grupos excessivamente pequenos e aumentando a confiabilidade das comparações entre operadoras estruturalmente semelhantes. Esse procedimento permitiu controlar diferenças estruturais relevantes existentes entre os diversos segmentos do setor de saúde suplementar, reduzindo distorções decorrentes de heterogeneidade operacional, diferenças de porte e distintos graus de verticalização assistencial (Nissim; Penman, 2001).

A literatura evidencia que comparações financeiras tornam-se mais robustas quando realizadas entre organizações estruturalmente semelhantes. Nissim e Penman (2001) destacam que a interpretação adequada de indicadores financeiros depende da compreensão das características operacionais, financeiras e organizacionais das entidades analisadas, sendo recomendável a utilização de benchmarks homogêneos para análise comparativa.

Nesse sentido, a padronização intraestrato buscou garantir maior comparabilidade econômica entre as OPS, evitando que diferenças inerentes às modalidades organizacionais fossem equivocadamente interpretadas como sinais de solvência ou insolvência. Esse aspecto mostra-se particularmente relevante no setor de saúde suplementar, em que cooperativas médicas verticalizadas, seguradoras especializadas, autogestões e administradoras de benefícios apresentam estruturas operacionais e patrimoniais muito diferentes (Avelar *et al.*, 2021).

Por fim, o último aspecto metodológico refere-se à construção temporal das variáveis explicativas. Os indicadores econômico-financeiros tratados foram organizados em duas defasagens temporais: $(t-1)$ e $(t-2)$. A defasagem $(t-1)$ foi utilizada para verificar a capacidade dos indicadores de sinalizar risco de insolvência com até um ano de antecedência, enquanto a defasagem $(t-2)$ permitiu avaliar a existência de sinais antecedentes com até dois anos de antecedência.

Essa estrutura temporal está diretamente conectada ao objetivo da pesquisa, que não se limita a identificar a condição contemporânea de insolvência, mas busca reconhecer *red flags* capazes de antecipar processos de deterioração organizacional. Tal perspectiva é consistente com a literatura de previsão de insolvência, que demonstra que indicadores financeiros podem sinalizar fragilidades corporativas antes da ocorrência do evento de falha (Beaver, 1966; Altman, 1968; Gajdosikova; Gabrikova, 2023). Dessa forma, os indicadores em $(t-1)$ e $(t-2)$ foram utilizados para avaliar se fragilidades em rentabilidade, liquidez, endividamento, estrutura patrimonial, ciclo financeiro, despesas assistenciais ou demais variáveis não financeiras e macroeconômicas já estavam presentes antes da ocorrência do evento de insolvência.

Tabela 22 - Estrutura temporal das variáveis explicativas

Defasagem temporal	Objetivo analítico
$(t-1)$	Identificar sinais de risco de insolvência com até 1 ano de antecedência
$(t-2)$	Identificar sinais de risco de insolvência com até 2 anos de antecedência

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

Após os procedimentos de limpeza, tratamento e padronização, a base final foi estruturada em painel longitudinal não balanceado, preservando-se a dinâmica temporal das operadoras entre 2007 e 2024. A utilização dessa estrutura não balanceada decorre da própria dinâmica do setor de saúde suplementar, marcada por cancelamentos de registro, incorporações, alienações de carteira, liquidações extrajudiciais e entrada de novas entidades ao longo do período analisado.

Esses procedimentos de tratamento dos dados foram desenvolvidos justamente para minimizar a perda de informação e evitar o viés de seleção amostral, o que é especialmente relevante em estudos de insolvência. A exclusão indiscriminada de observações extremas poderia retirar da amostra justamente as operadoras em condição de maior fragilidade econômico-financeira, comprometendo a capacidade preditiva dos modelos. Assim, garantiu-se a preservação da informação econômica relevante, mitigando a influência estatística indevida dos extremos sem comprometer a integridade da base analítica.

Conforme destacam Nissim e Penman (2001), a análise de indicadores financeiros exige interpretação integrada entre contabilidade, operações e estrutura econômica das organizações, especialmente em estudos voltados à avaliação de desempenho, risco e solvência corporativa.

Importa destacar que os tratamentos de dados realizados também buscaram evitar viés de seleção e perda de representatividade amostral. Por essa razão, não houve exclusão de observações em decorrência de valores extremos, inconsistências contábeis tratáveis,

denominadores reduzidos ou indicadores economicamente atípicos. Ao contrário, os dados foram preservados e submetidos a procedimentos de imputação, winsorização, padronização e criação de variáveis auxiliares e *dummys*, conforme a natureza do problema identificado.

Essa decisão metodológica é especialmente importante em estudos de insolvência, pois a exclusão de observações extremas poderia eliminar justamente as OPS em situação de maior fragilidade econômico-financeira. Com isso, haveria risco de reduzir artificialmente a variabilidade da amostra e comprometer a capacidade dos modelos de identificar sinais reais de deterioração. Portanto, o tratamento dos dados foi orientado pela preservação da informação econômica relevante, pela redução da influência estatística indevida dos extremos e pela manutenção da maior quantidade possível de observações na base analítica, evitando vieses de seleção decorrentes da exclusão de observações críticas (Trimbath, 2001; Sasaki; Ura, 2022).

Por fim, ressalta-se que o conjunto de procedimentos adotados teve como principal objetivo maximizar a robustez estatística e a coerência econômica dos modelos estimados, preservando simultaneamente a representatividade estrutural das OPS analisadas.

3.8 Modelos Utilizados

3.8.1 Elastic Net para Seleção de Indicadores

Para realizar a seleção dos preditores a partir de uma base de dados de elevada dimensionalidade e mitigar os efeitos da multicolinearidade, aplicou-se a técnica de regularização *Elastic Net* (Zou; Hastie, 2005) como um filtro analítico preliminar. O objetivo desta etapa foi identificar os indicadores com maior capacidade de atuar como *red flags* de insolvência antes da estimação da regressão logística final.

As rotinas estatísticas foram executadas no ambiente computacional R por meio do pacote *glmnet* (Friedman; Hastie; Tibshirani, 2010). O processo utilizou como entrada os arquivos de importação estruturados conforme a tabela 23.

Tabela 23 - Estrutura dos dados contidos nos arquivos de importação

Variável/Bloco	Descrição
ID	Identificação única do registro na base analítica
REG_OPS	Código de registro da operadora junto à ANS
ANO	Ano de referência das demonstrações financeiras (DF)
MODALIDADE	Tipo organizacional da OPS (ex: Cooperativa Médica, Autogestão, etc.)
VD_Y	Variável dependente binária (1 = insolvente, 0 = solvente)
122 indicadores (t)	Indicadores financeiros, não financeiros e macroeconômicos (t)

122 indicadores (t-1)	Indicadores financeiros, não financeiros e macroeconômicos (t-1)
122 indicadores (t-2)	Indicadores financeiros, não financeiros e macroeconômicos ((t-2)

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

O processamento dos dados seguiu uma rotina automatizada em lote (*batch processing*) sob a semente computacional fixa *set.seed(123)* para garantir a reprodutibilidade das estimações. Estimou-se uma regressão logística penalizada (*family = "binomial"*) de forma independente sobre três estruturas de dados derivadas da técnica de winsorização:

- Modelo 1: Limites de winsorização nos percentis 1% e 99%;
- Modelo 2 (Especificação Principal): Tratamento nos percentis 2,5% e 97,5%;
- Modelo 3: Tratamento nos percentis 5% e 95%.

Em cada modelo, as variáveis explicativas foram segregadas nos horizontes defasados de um ano ($t-1$) e dois anos ($t-2$) antecedentes ao evento de insolvência. Registros com dados faltantes (*missing values*) foram eliminados via *complete-case analysis* de forma isolada por horizonte temporal. Dessa forma, a eventual ausência de dados no degrau temporal de dois anos de antecedência ($t-2$) não provocou a exclusão automática da operadora no horizonte de um ano ($t-1$), preservando o tamanho amostral máximo disponível em cada janela.

A calibração dos parâmetros do *Elastic Net* ocorreu empiricamente por validação cruzada automática (*cv.glmnet*). O horizonte ($t-1$) foi adotado como referência para a seleção do parâmetro de mistura alpha (α), testando-se a grade discreta $\{0,1; 0,3; 0,5; 0,7; 0,9\}$. O valor de α selecionado em ($t-1$) foi mantido no horizonte ($t-2$), de modo a preservar a comparabilidade da estrutura de penalização entre os dois horizontes temporais. A intensidade de penalização *lambda* (λ), por sua vez, foi estimada separadamente para ($t-1$) e ($t-2$) por meio do procedimento de validação cruzada. A validação cruzada foi realizada automaticamente pelo procedimento padrão do *cv.glmnet*, sem imposição de agrupamento específico dos **folds** por operadora ou por período temporal.

A seleção do α (*alpha*) ótimo seguiu o princípio da parcimônia através de um critério duplo:

1. Identificou-se o menor erro médio de validação cruzada ($\text{Erro}_{\min}$);
2. Estabeleceu-se uma margem de tolerância estatística de até 5% acima desse valor ($\text{Erro} \leq \text{Erro}_{\min} \times 1,05$);
3. Dentre as especificações contidas nessa margem, escolheu-se o α (*alpha*) que resultou no menor número de variáveis com coeficientes não nulos.

Definido o α (*alpha*), o modelo final para as janelas ($t-1$) e ($t-2$) foi penalizado com base no critério λ_{1se} (*lambda.1se*), extraíndo-se apenas as variáveis com coeficientes diferentes de zero e mapeando seus sinais algébricos. Os parâmetros adotados estão sintetizados na tabela 24.

Tabela 24 - Parametrização e critérios de otimização do *Elastic Net*

Parâmetro / Configuração	Valor / Critério Adotado	Finalidade Metodológica na Pesquisa
Função Base	Elastic net (<i>cv.glmnet</i> , família Binomial)	Executar a validação cruzada automática para estimar os erros de previsão.
Grade de Alphas (α)	{0,1; 0,3; 0,5; 0,7; 0,9}	Testar diferentes pesos entre as penalizações Ridge (0) e Lasso (1).
Margem de Tolerância	$\text{Erro} \leq \text{Erro}_{\min} \times 1,05$	Identificar os modelos com desempenho preditivo estatisticamente semelhante.
Critério de Desempate (α)	Menor nº de variáveis	Aplicar o princípio da parcimônia, escolhendo o (α) do modelo mais simples.
Critério de Seleção (λ)	λ_{1se} (<i>lambda.1se</i>)	Selecionar as variáveis sob uma penalização mais rígida (a um desvio-padrão do mínimo).
Validação de Robustez	Comparação dos Modelos 1, 2 e 3 quanto à parcimônia, dimensionalidade e estabilidade direcional dos coeficientes	Verificar a sensibilidade da seleção de variáveis aos diferentes cortes de winsorização e subsidiar a escolha da matriz definitiva para a Regressão Logística.

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

Por fim, os coeficientes e sinais algébricos selecionados em cada uma das três especificações de winsorização foram consolidados em um relatório analítico unificado, gerado automaticamente pela rotina computacional em lote. Essa estrutura multimodelo permitiu realizar um teste de estresse e uma análise de sensibilidade para avaliar o comportamento e a consistência dos preditores frente aos diferentes níveis de tratamento de dados extremos. A avaliação comparativa e os critérios estatísticos que guiaram a escolha da matriz de dados definitiva para a modelagem logística subsequente estão detalhados na seção a seguir.

3.8.2 Escolha do Modelo de Winsorização para a Regressão Logística

Após a execução independente e comparativa dos três protocolos de winsorização acoplados à regularização penalizada pelo algoritmo *Elastic Net*, procedeu-se à escolha da matriz de dados definitiva para alimentar a etapa subsequente de modelagem preditiva por meio de Regressão Logística. Em linha com os preceitos de Hastie, Tibshirani e Friedman (2009)

sobre o balanço entre viés e variância (*bias-variance tradeoff*), elegeu-se o Modelo 2 (janela de corte nos percentis $P_{2,5\%}$ e $P_{97,5\%}$ como a especificação ótima e definitiva deste estudo.

A escolha do Modelo 2 fundamenta-se em três critérios econométricos e operacionais estritos, extraídos diretamente da comparação entre os três modelos testados, análise de sensibilidade multimodelo:

1. **Maximização da parcimônia e redução de dimensionalidade:** o objetivo central de acoplar o *Elastic Net* ao pré-processamento é obter um conjunto de preditores que seja estatisticamente gerenciável e conceitualmente interpretável na regressão logística final. O Modelo 1 ($P_{1\%}/P_{99\%}$), por reter excessiva volatilidade nas caudas, resultou em uma estrutura mais complexa e inflacionada, selecionando um total de 210 variáveis únicas, com uma média elevada de 75,5 covariáveis por modalidade analisada (soma dos horizontes $(t-1)$ e $(t-2)$). O Modelo 2 ($P_{2,5\%}/P_{97,5\%}$) promoveu uma contração robusta e eficiente do espaço de parâmetros, reduzindo a dimensionalidade para um total de 204 variáveis únicas e derrubando a média para 66,6 variáveis por modalidade, gerando ganho imediato de graus de liberdade para as estimações logísticas sem perda de capacidade explicativa.
2. **Estabilização do ganho de informação contínua:** a transição para o corte mais severo do Modelo 3 ($P_{5\%}/P_{95\%}$) não gerou incrementos marginais de parcimônia que justificassem seu uso. O Modelo 3 estabilizou-se em uma média de 67,2 variáveis por modalidade (202 únicas), comportamento numericamente equivalente ao do Modelo 2. Portanto, o aperto adicional de winsorização do Modelo 3 revelou-se estatisticamente redundante para fins de redução de dimensionalidade.
3. **Preservação de sinais críticos de pré-insolvência (não pasteurização das caudas):** no contexto de saúde suplementar, os indícios mais valiosos de falência e estresse financeiro severo (como erosão acelerada de margens assistenciais ou crises agudas de liquidez) manifestam-se nas franjas extremas das distribuições contábeis. Aplicar a winsorização no modelo 3 ($P_{5\%}/P_{95\%}$) implicaria em um risco teórico elevado de pasteurizar a base de dados, eliminando artificialmente variações financeiras legítimas e choques de cauda que o modelo preditivo precisa capturar. O Modelo 2 apresentou equilíbrio entre a redução da influência de valores extremos e a preservação da variância estrutural e dos sinais econômicos relevantes para a identificação dos estados de pré-insolvência.

A Tabela 25 resume os indicadores de parcimônia agregados para cada um dos protocolos de winsorização avaliados, detalhando o impacto de cada nível de corte na redução do espaço de variáveis.

Tabela 25 - Comparativo de parcimônia e dimensionalidade por modelo de winsorização

Modelo de Winsorização	Janela de Corte (Percentis)	Total de Variáveis Únicas Selecionadas	Média de Covariáveis por modalidade OPS [Soma $(t-1)$ e $(t-2)$]	Comportamento Estatístico e Decisão Metodológica
Modelo 1	(P _{1%} /P _{99%})	210	75,50	Rejeitado: Mantém alta volatilidade e inflaciona o número de variáveis, gerando um modelo complexo.
Modelo 2	(P _{2,5%} /P _{97,5%})	204	66,63	Selecionado: Apresenta equilíbrio entre redução da dimensionalidade e preservação dos sinais de cauda.
Modelo 3	(P _{5%} /P _{95%})	202	67,25	Rejeitado: Redundante na redução de dados e impõe risco de pasteurização de sinais críticos de insolvência.

Fonte: Dados da pesquisa (2026).

Adicionalmente, o teste de estresse confirmou a estabilidade direcional e a persistência temporal dos sinais dos coeficientes das principais *red flags* estruturais (como a indicadora de patrimônio líquido negativo e as *dummys* de escala de ativos) nas três configurações. Desse modo, a matriz de dados derivada do **Modelo 2** foi adotada como especificação principal, por apresentar equilíbrio entre parcimônia, estabilidade dos sinais e preservação das características econômicas relevantes, servindo de insumo para a calibração e validação dos modelos logísticos finais de previsão de insolvência nos horizontes temporais $(t-1)$ e $(t-2)$. No tópico 4.3.1 (Análise de sensibilidade da seleção de variáveis aos diferentes níveis de winsorização), detalham-se os resultados e as análises comparativas dessa validação.

3.8.3 Modelo de Regressão Logística

A operacionalização dos testes para identificar quais indicadores socioeconômico-financeiros configuram-se como *red flags* de insolvência no mercado de saúde suplementar brasileiro ocorre por meio da modelagem por Regressão Logística (Logit). O desenho de pesquisa adota uma estratégia analítica executada em duas etapas independentes: primeiramente, a base de dados é processada no ambiente R, onde o algoritmo *Elastic Net* atua como um filtro estatístico para identificar as covariáveis relevantes; na sequência, a mesma base de dados é carregada no software GRETL, no qual se selecionam, de forma estrita, as variáveis

previamente apontadas pelo *Elastic Net* para a estimação das equações logísticas definitivas, segregadas por modalidade organizacional e horizonte temporal de antecedentes ($t-1$) e ($t-2$).

Sob a ótica da teoria da sinalização aplicada à solvência corporativa, a especificação do modelo liga essas variáveis explicativas à ocorrência discreta da insolvência ($VD_Y = 1$). As probabilidades são estimadas por Máxima Verossimilhança nas janelas de um ano ($t-1$) e dois anos ($t-2$) de defasagem longitudinal, mecanismo que permite isolar oscilações conjunturais e testar a persistência preditiva real dos blocos financeiros, não financeiros e macroeconômicos propostos como sinalizadores de risco.

Matematicamente, o modelo calibrado para prever o risco de insolvência expressa a probabilidade estimada do evento (P_i) por meio da seguinte função logística cumulativa:

$$P_i = P(Y_i = 1) = \frac{1}{1 + e^{-Z_i}}$$

Onde "e" representa a base do logaritmo natural e Z_i constitui o índice ou argumento linear do logito. O logito (Z_i) funciona como uma combinação linear estruturada a partir da seguinte equação:

$$Z_i = \beta_0 + \beta_1(X_{1i}) + \beta_2(X_{2i}) + \dots + \beta_k(X_{ki})$$

Ao aplicar o logaritmo natural sobre a razão de chances (*odds ratio*), o modelo assume sua formulação linearizada, denominada especificação Logit:

$$\ln\left(\frac{P_i}{1 - P_i}\right) = \beta_0 + \beta_1(X_{1i}) + \beta_2(X_{2i}) + \dots + \beta_k(X_{ki})$$

Na legenda e definição dos componentes da equação:

- β_0 corresponde ao parâmetro intercepto do modelo;
- $X_{1i}, X_{2i}, \dots, X_{ki}$ representam os indicadores explicativos financeiros, não financeiros e macroeconômicos remanescentes, que foram selecionados previamente por meio do algoritmo de filtragem *Elastic Net*;
- $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ consistem nos coeficientes parciais de inclinação estimados para mensurar o impacto isolado de cada variável explicativa sobre o logito.

A sustentação teórica e o suporte matemático dessa modelagem fundamentam-se nas recomendações e formulações clássicas consagradas por Gujarati e Porter (2011), Hosmer, Lemeshow e Sturdivant (2013) e Hair et al. (2009).

As rotinas econométricas de processamento, ajuste e validação dos modelos logísticos foram executadas no ambiente computacional do software GNU Regression, Econometrics and Time-series Library (GRET), versão 2026a.

Para acomodar as fortes assimetrias e controlar a heterogeneidade estrutural existente no setor de saúde suplementar, a estimação não ocorreu de forma agregada. O plano operacional realizou a segregação longitudinal dos modelos, rodando equações independentes estruturadas sob dois critérios:

- **8 Modalidades de OPS:** Estimaram-se modelos individualizados para cada segmento do setor (Administradoras de Benefícios, Autogestões, Cooperativas Médicas, Cooperativas Odontológicas, Filantropias, Medicinas de Grupo, Odontologias de Grupo e Seguradoras Especializadas), respeitando os perfis operacionais de cada mercado.
- **2 Horizontes Temporais (*Lags*):** Os dados foram organizados nas defasagens temporais de um ano ($t-1$) e dois anos ($t-2$) anteriores ao desfecho de insolvência, validando a capacidade dos indicadores de atuar como alertas antecipados de risco.

Apesar de a regressão logística possuir pressupostos distributivos mais flexíveis que a regressão linear, a ocorrência de multicolinearidade severa entre os regressores contábeis pode inflacionar os erros padrão e tornar as estimativas instáveis. Para resguardar a estabilidade estatística das equações, desenhou-se um diagnóstico prévio estruturado em duas etapas:

- **Matriz de Correlação Linear (r):** Mensurou a intensidade das associações lineares bivariadas. Os resultados foram classificados em correlações de baixa magnitude ($|r| < 0,30$), moderadas ($0,30 \leq |r| < 0,50$), fortes ($0,50 \leq |r| < 0,70$) e muito fortes ($|r| \geq 0,70$), conforme abordagem adaptada de Cohen (1988) e Hair *et al.* (2009).
- **Fator de Inflação da Variância (VIF) e Tolerância ($1/VIF$):** Verificou o nível de redundância informacional e a inflação da variância para cada indicador inserido nas equações finais. Adotou-se o critério de que valores de VIF inferiores a 5 indicam ausência de colinearidade severa que possa comprometer as inferências.

De maneira complementar aos testes de colinearidade tradicionais, incorporou-se o diagnóstico avançado de multicolinearidade baseado na abordagem de Belsley, Kuh e Welsch (BKW) e Belsley, Kuh e Meyer (BKM), avaliando o Índice de Condição (IC) e as proporções de decomposição da variância. Adotou-se o critério prudencial de que valores de $IC \geq 10$ (limiar BKM) sinalizam o início de uma colinearidade moderada, enquanto valores de $IC \geq 30$ (limiar BKW) indicam uma degradação numérica severa na estimação dos coeficientes. Esse procedimento permitiu identificar e isolar dependências lineares complexas que os testes bivariados convencionais e o VIF isolado poderiam não capturar, garantindo a estabilidade matemática das equações finais.

O tratamento de dados faltantes (*missing values*) ocorreu por meio do procedimento de eliminação por listagem (*complete-case analysis*). A exclusão de registros incompletos foi

aplicada de forma estritamente segregada por horizonte de tempo. Esse desenho evitou que falhas de envio isoladas no passado gerassem uma exclusão global da operadora, preservando a integridade amostral local e maximizando o aproveitamento de informações úteis para cada janela temporal específica.

A validação de cada modelo estimado envolveu o exame conjunto de métricas de aderência estatística global e penalização por complexidade excessiva:

- **Ajuste Global:** Medido por meio do Teste de Razão de Verossimilhança (LR Qui-quadrado), validando a significância conjunta das variáveis através de seus respectivos p-valores. O indicador Log da Verossimilhança (*Log-Likelihood*) mediu a otimização matemática final do ajuste.
- **Poder Explicativo e Parcimônia:** Avaliados com base no Pseudo- R^2 de McFadden. Complementarmente, aplicaram-se o Critério de Informação de Akaike (AIC) e o Critério de Informação de Schwarz (BIC) como penalizadores de excessos de parâmetros, assegurando especificações enxutas alinhadas ao princípio da parcimônia.

A avaliação prática do desempenho dos modelos concentrou-se na análise da capacidade discriminatória, ou seja, na habilidade de separar corretamente operadoras solventes de insolventes. Utilizou-se o ponto de corte padrão (*threshold* de 0,50) na matriz de confusão para extrair os indicadores clássicos de acurácia global, especificidade (acerto das operadoras solventes) e sensibilidade/recall (acerto das operadoras insolventes).

De forma independente a limites fixos, avaliou-se a capacidade discriminatória dos modelos ajustados por meio da Curva ROC e do cálculo da Área sob a Curva (AUC). As métricas foram calculadas na própria amostra utilizada na estimação dos modelos e, portanto, representam medidas de discriminação interna, não constituindo validação preditiva fora da amostra. A classificação da capacidade discriminatória seguiu a régua de Hosmer, Lemeshow e Sturdivant (2013), categorizando os ajustes em aceitáveis (AUC entre 0,7 e 0,8), excelentes (AUC entre 0,8 e 0,9) ou excepcionais (AUC superior a 0,9).

Diante do contexto regulatório e de mercado da saúde suplementar, em que a não detecção de uma quebra (falso negativo) acarreta severos danos assistenciais e financeiros aos beneficiários, adotou-se uma abordagem prudencial baseada em risco. Sob a ótica da teoria da sinalização e da prevenção de falências corporativas, o desenho metodológico incluiu a simulação de pontos de corte alternativos (*thresholds*) nos limites de 0,30 e 0,20.

O objetivo técnico dessa modelagem foi avaliar o equilíbrio (*trade-off*) entre os erros de classificação, forçando o algoritmo a aumentar sua sensibilidade de captação de operadoras em estresse financeiro severo. Essa calibração prioriza a redução drástica de falsos negativos em

troca de um acréscimo controlado e estatisticamente aceitável na geração de falsos alarmes (falsos positivos), fornecendo uma ferramenta de sinalização mais útil para a tomada de decisões preventivas.

Uma vez calibrado o modelo preditivo e estabelecidos os limites prudenciais de acerto, o passo metodológico seguinte consiste em definir as réguas analíticas para a interpretação econômica de cada indicador. Como a regressão logística não permite extrair leituras diretas e lineares a partir dos coeficientes brutos, a identificação e a mensuração das *red flags* de insolvência apoiam-se estruturalmente em três critérios e métricas fundamentais:

- **Sinal do Coeficiente (b):** Indica exclusivamente a direção e o sentido do vetor de risco. Coeficientes com sinal positivo (+) evidenciam indicadores econômico-financeiros ou operacionais que atuam como gatilhos de vulnerabilidade, elevando a probabilidade estimada de insolvência. Opostamente, coeficientes com sinal negativo (-) revelam fatores de proteção contábil ou conformidade regulatória que atuam reduzindo a chance de colapso da organização.
- **Odds Ratio (OR - Razão de Chances):** Calculado por meio da transformação exponencial dos coeficientes originais (e^b). Esta métrica expressa a intensidade multiplicativa das chances do evento ocorrer, demonstrando de forma direta quantas vezes o risco de quebra da operadora é amplificado ou atenuado diante de alterações marginais ou categoriais ocorridas no indicador analisado.
- **Efeito Marginal Médio (AME):** Corresponde à métrica de maior utilidade prática para os processos de monitoramento de risco. O AME traduz o comportamento estatístico do modelo em termos de impacto real direto na variação percentual da probabilidade prevista de insolvência corporativa. Isso permite mensurar exatamente em quantos pontos percentuais a presença de um sinal de alerta específico (*red flag*) eleva o risco de falência da operadora de planos de saúde, facilitando a tomada de decisões preventivas.

4. RESULTADOS

4.1 Caracterização da amostra

Os resultados desta pesquisa originam-se de uma base de dados que avaliou simultaneamente 8 modalidades distintas de operadoras ao longo de 122 indicadores socioeconômico-financeiros, abrangendo dimensões financeiras, não financeiras e macroeconômicas e sob a perspectiva de duas janelas temporais ($t-1$) e ($t-2$) potencialmente relacionadas ao risco de insolvência das operadoras de planos de saúde (OPS). Após o tratamento prévio dos dados, que envolveu imputações, winsorização e padronização, as variáveis foram consolidadas para subsidiar os modelos de seleção e estimação.

A análise descritiva dos dados revela elevada heterogeneidade entre as modalidades de operadoras, refletindo diferenças estruturais, operacionais, regulatórias e econômico-financeiras inerentes aos distintos segmentos da saúde suplementar brasileira. Os dados comportam-se de forma assimétrica, com presença de valores extremos (*outliers*) e dispersão, evidenciando a coexistência de organizações com características bastante distintas em termos de perfil, porte, composição de carteira de beneficiários, características assistenciais, estrutura patrimonial, desempenho econômico e aspectos regulatórios do setor.

A dimensão e a complexidade analítica desta pesquisa inviabilizam a apresentação de uma estatística descritiva exaustiva contendo média, desvio-padrão, valores mínimos e máximos, curtose e assimetria para cada cruzamento de dados. A inclusão de todas essas métricas geraria um volume de informações excessivo, comprometendo a clareza e a legibilidade dos achados.

Diante dessa elevada quantidade de variáveis e cenários contemplados, optou-se por apresentar uma caracterização sintética dos indicadores financeiros por modalidade, utilizando a mediana como medida central de tendência e representação. Essa escolha é respaldada pela acentuada assimetria e pela presença de observações extremas na base de dados, além de sua aderência direta aos procedimentos de imputação e winsorização realizados no tratamento das variáveis.

A utilização da mediana confere maior robustez ao diagnóstico, pois neutraliza a influência dos *outliers* e expressa de forma fiel o comportamento típico das operadoras dentro de cada uma das 8 modalidades do setor. Desse modo, o panorama descritivo apresentado a seguir consolida o perfil econômico-financeiro da amostra, estabelecendo o lastro empírico

indispensável para a posterior interpretação dos modelos de seleção de variáveis e identificação dos *red flags* de insolvência.

4.1.1 Estatística Descritiva dos Indicadores Financeiros do acompanhamento das OPS pela ANS

Como ponto de partida para o diagnóstico da amostra, a tabela 26 sintetiza o comportamento econômico-financeiro das operadoras a partir das medianas de seus indicadores financeiros. Esse mapeamento inicial fornece o panorama empírico de suporte que antecede a identificação dos *red flags* de risco de insolvência em operadoras de planos de saúde.

Tabela 26 - Mediana dos Indicadores Financeiros por Modalidade de Operadora de Plano de Saúde

MEDIANA	ADMBEN	AUTGES	COOPME	COOPOD	FILANT	MEDIGR	ODONGR	SEGESP
ROA	0,01	0,05	0,05	0,05	0,01	0,03	0,05	0,05
ROE	0,03	0,08	0,13	0,10	0,04	0,09	0,14	0,11
MLB	1,00	0,15	0,19	0,45	0,72	0,25	0,70	0,14
MLO	0,08	0,00	0,02	0,02	0,00	0,01	0,06	0,00
MLL	0,03	0,04	0,03	0,02	0,02	0,01	0,03	0,04
M_EBIT	0,12	0,05	0,06	0,04	0,09	0,04	0,08	0,07
M_EBITDA	0,12	0,05	0,06	0,05	0,12	0,04	0,10	0,08
IRF	0,00	0,03	0,01	0,00	-0,01	0,01	-0,01	0,04
IMOB	0,01	0,04	0,21	0,14	0,56	0,22	0,22	0,05
ENDIV	0,35	0,33	0,62	0,49	0,58	0,59	0,47	0,49
ENDIV_CP	0,29	0,26	0,37	0,30	0,37	0,45	0,35	0,35
ENDIV_LP	0,00	0,00	0,21	0,11	0,19	0,06	0,01	0,10
CE	1,00	0,98	0,64	0,76	0,67	0,89	0,96	0,77
CTCP	0,44	0,44	1,62	0,93	1,10	1,25	0,74	0,97
DM	0,00	0,88	0,80	0,58	0,77	0,75	0,30	0,84
DC	0,00	0,00	0,01	0,01	0,00	0,01	0,00	0,06
DA	0,76	0,14	0,15	0,40	0,66	0,20	0,58	0,09
COMB	0,91	1,04	0,97	1,00	1,40	0,98	0,95	0,99
COMBA	0,91	0,99	0,95	0,99	1,36	0,97	0,96	0,93
PMCR	33,94	26,46	18,78	28,05	14,57	17,50	19,52	7,28
PMPE	3,60	62,04	63,59	46,30	67,99	74,57	31,33	82,52
GAT_CE	0,67	1,25	1,54	1,94	0,42	1,86	1,61	1,50
LG	2,44	2,64	1,22	1,61	0,69	1,20	1,51	1,67
LC	2,66	2,80	1,55	2,27	1,00	1,31	1,72	1,51

Fonte: Dados da Pesquisa (2026)

Os resultados evidenciam diferenças marcantes entre as modalidades de operadoras, confirmando a heterogeneidade estrutural, operacional e econômico-financeira do setor de saúde suplementar brasileiro. Em termos de rentabilidade, observam-se medianas positivas para os indicadores ROA e ROE em todas as modalidades analisadas, sugerindo que a operadora típica de cada segmento apresentou geração positiva de resultado ao longo do período investigado. Entretanto, as magnitudes diferem entre os grupos. As Administradoras de Benefícios e as entidades Filantrópicas apresentaram as menores medianas de ROA (0,01),

enquanto Autogestões, Cooperativas Médicas, Cooperativas Odontológicas, Odontologias de Grupo e Seguradoras Especializadas registraram patamares centrais de aproximadamente 0,05. Resultado semelhante é observado para o ROE, cujas medianas variam entre 0,03 e 0,14, indicando assimetrias na capacidade de geração de retorno sobre o patrimônio líquido entre os diversos modelos organizacionais.

Os indicadores de margens operacionais também evidenciam distinções importantes entre as modalidades. As Administradoras de Benefícios apresentaram a maior mediana para a Margem Líquida Bruta (1,00), enquanto as demais modalidades exibiram valores inferiores. Esse resultado decorre das particularidades do modelo de negócios das Administradoras de Benefícios, que não assumem diretamente o risco assistencial (sinistralidade) do beneficiário final. Já os indicadores de margem operacional e margem líquida apresentaram medianas próximas de zero em diversas modalidades, sugerindo que o comportamento típico do setor é operar com reduzida folga econômica, característica compatível com um ambiente altamente regulado e sujeito a severas pressões de custos assistenciais.

No que se refere à estrutura patrimonial, destaca-se o indicador de imobilização (IMOB). As entidades Filantrópicas apresentaram a maior mediana (0,56), seguidas por Medicinas de Grupo (0,22), Odontologias de Grupo (0,22) e Cooperativas Médicas (0,21). Em contraste, as Administradoras de Benefícios registraram mediana de apenas 0,01. Esse cenário quantifica a diferença na composição dos ativos entre modalidades, refletindo distintos modelos operacionais e o maior peso estratégico de redes hospitalares e estruturas próprias de prestação de serviços em segmentos como o filantrópico, medicina de grupo, odontologia de grupo e cooperativos médicos.

Os indicadores de endividamento reforçam essa heterogeneidade de perfis. As maiores medianas do indicador ENDIV foram observadas entre Cooperativas Médicas (0,62), Medicinas de Grupo (0,59) e Filantrópicas (0,58), ao passo que as Administradoras de Benefícios apresentaram valor marcadamente inferior (0,35). Padrão semelhante é identificado no endividamento de curto prazo, evidenciando que a dependência de recursos de terceiros para o giro operacional varia segundo a modalidade. No endividamento de longo prazo, embora a heterogeneidade também esteja presente, observa-se maior expressão desse componente em Cooperativas Médicas e Filantrópicas, indicando diferenças na composição temporal das obrigações financeiras entre os segmentos.

Em relação à liquidez, os resultados sugerem assimetrias na capacidade de cumprimento das obrigações financeiras. As maiores medianas dos indicadores de liquidez geral (LG) e liquidez corrente (LC) concentram-se nas Autogestões (LG 2,64 / LC 2,80) e Administradoras

de Benefícios (LG 2,44 / LC 2,66), enquanto as Filantrópicas apresentaram os menores valores de cobertura (LG 0,69 / LC 1,00). Esse comportamento indica maior folga financeira nas modalidades que operam com estruturas menos intensivas em ativos fixos e menor carregamento de redes hospitalares próprias.

Os indicadores associados à dinâmica assistencial também apresentam diferenças expressivas. O indicador combinado (COMB) apresentou mediana superior a 1,0 nas Filantrópicas (1,40) e Autogestões (1,04), sinalizando que os custos assistenciais, despesas administrativas e comerciais superam, no comportamento típico desses grupos, as receitas de contraprestações de planos de saúde. Em contrapartida, as demais modalidades apresentaram medianas próximas à unidade, indicando um equilíbrio mais estreito entre o faturamento e os custos operacionais de saúde.

Os resultados relacionados aos prazos médios revelam disparidades operacionais profundas. Observa-se elevada dispersão nas medianas do Prazo Médio de Pagamento de Eventos (PMPE) entre as modalidades, com valores variando de 31,33 dias nas Odontologias de Grupo a 82,52 dias nas Seguradoras Especializadas em Saúde, desconsiderando-se as Administradoras de Benefícios com 3,60, cuja natureza de intermediação difere das modalidades assistenciais diretas. Diferenças igualmente relevantes surgem no Prazo Médio de Contraprestações a Receber (PMCR), cujas medianas variam entre 7,28 e 33,94 dias (ponto no qual as Administradoras registram o maior prazo da amostra). Esses achados comprovam que os ciclos financeiros e operacionais diferem severamente entre os segmentos, reflexo de suas políticas de cobrança, arranjos de rede credenciada e práticas de gestão de fluxo de caixa.

Por fim, a análise conjunta dos indicadores evidencia que as modalidades de operadoras de planos de saúde não constituem um grupo homogêneo sob a perspectiva econômico-financeira. As diferenças observadas nos níveis de rentabilidade, endividamento, liquidez, imobilização patrimonial e dinâmica operacional reforçam a adequação da estratégia metodológica adotada nesta pesquisa, que considerou a segmentação por modalidade e a utilização de técnicas capazes de lidar simultaneamente com a elevada dimensionalidade e a heterogeneidade dos dados. Esses resultados corroboram a necessidade de investigar os determinantes da insolvência respeitando as especificidades de cada segmento no mercado de saúde suplementar brasileiro.

4.1.2 Composição da amostra por modalidade de operadoras

Antes da análise dos indicadores associados ao risco de insolvência, torna-se necessário caracterizar a composição da amostra utilizada na pesquisa. Considerando que a unidade de análise adotada corresponde ao registro OPS-ano, a distribuição das observações entre modalidades e ao longo do tempo fornece evidências relevantes acerca da representatividade dos diferentes segmentos do mercado de saúde suplementar brasileiro. A tabela 27 apresenta a composição final da amostra analítica após a aplicação dos critérios de seleção, totalizando 21.609 observações distribuídas entre as modalidades reguladas pela Agência Nacional de Saúde Suplementar (ANS) no período de 2007 a 2024.

Tabela 27 - Distribuição das Observações por Modalidade e Ano (2007-2024)

Ano	Adm.Benef	Autogestão	Coop. Med	Coop. Odont	Filantropia	Med Grupo	Odont. Grupo	Seg. Esp. Saúde	Total
2007	12	137	337	130	96	434	276	13	1.435
2008	13	137	336	125	94	396	252	13	1.366
2009	17	134	334	121	87	380	259	13	1.345
2010	49	132	327	118	88	364	248	12	1.338
2011	73	129	323	116	82	349	238	13	1.323
2012	85	125	317	115	77	325	226	13	1.283
2013	94	124	312	111	72	319	219	12	1.263
2014	107	127	305	110	62	299	219	11	1.240
2015	111	127	302	108	57	278	210	10	1.203
2016	120	125	299	106	52	267	194	10	1.173
2017	122	121	289	103	46	255	184	9	1.129
2018	136	122	283	102	41	252	167	9	1.112
2019	144	120	276	101	39	244	161	9	1.094
2020	150	117	275	100	34	243	146	8	1.073
2021	160	117	273	98	32	246	148	8	1.082
2022	169	117	269	96	32	239	146	8	1.076
2023	156	117	271	95	32	229	145	8	1.053
2024	149	117	264	91	33	222	137	8	1.021
Total	1.867	2.245	5.392	1.946	1.056	5.341	3.575	187	21.609

Fonte: Dados da Pesquisa (2026)

A distribuição amostral evidencia a relevância da segmentação adotada na pesquisa. As Cooperativas Médicas (5.392 observações) e as Medicinas de Grupo (5.341 observações) concentraram o maior volume de registros ao longo do período analisado, refletindo a predominância histórica dessas modalidades no mercado brasileiro de saúde suplementar. Em conjunto, esses dois segmentos representam aproximadamente metade da amostra total, evidenciando sua relevância econômica e assistencial no setor.

Em posição intermediária encontram-se as Odontologias de Grupo (3.575 observações), as Autogestões (2.245 observações), as Cooperativas Odontológicas (1.946 observações) e as

Administradoras de Benefícios (1.867 observações). Já as entidades Filantrópicas totalizaram 1.056 registros, enquanto as Seguradoras Especializadas em Saúde apresentaram a menor participação na amostra, com 187 observações distribuídas ao longo de toda a série histórica.

A análise temporal revela ainda uma redução gradual do número total de observações, que passou de 1.435 registros em 2007 para 1.021 registros em 2024. Esse comportamento é compatível com o processo de consolidação observado no setor de saúde suplementar brasileiro, caracterizado pela redução do número de operadoras em atividade ao longo das últimas décadas em decorrência de incorporações, cancelamentos de registros, liquidações e reorganizações societárias.

Esses resultados reforçam a existência de heterogeneidade estrutural entre as modalidades analisadas, justificando a adoção de modelagens específicas por segmento. A utilização de modelos agregados poderia ocultar diferenças institucionais, regulatórias, operacionais e econômico-financeiras próprias de cada modalidade, comprometendo a identificação dos fatores efetivamente associados ao risco de insolvência das operadoras de planos de saúde.

4.1.3 Distribuição territorial e assimetrias regionais

A distribuição geográfica das operadoras constitui elemento relevante para a compreensão da estrutura do setor de saúde suplementar brasileiro e para a adequada interpretação dos resultados empíricos da pesquisa. As assimetrias econômicas, demográficas e assistenciais existentes entre as macrorregiões do país podem influenciar diretamente a eficiência operacional, a capacidade de expansão da carteira de beneficiários e a saúde econômico-financeira das OPS, afetando, conseqüentemente, a dinâmica do risco de insolvência.

Além disso, fatores como concentração de mercado, nível de desenvolvimento econômico regional, renda da população, formalização do mercado de trabalho e disponibilidade da rede prestadora de serviços de saúde tendem a produzir ambientes competitivos distintos entre as regiões brasileiras. Nesse contexto, a tabela 28 apresenta a distribuição territorial das observações da amostra segundo a modalidade de operadora.

Os dados evidenciam forte concentração das operadoras na Região Sudeste, que reúne 13.465 observações ao longo do período analisado, correspondendo a aproximadamente 62,3% da amostra total. Esse resultado demonstra a centralidade econômica da região para o mercado de saúde suplementar brasileiro, refletindo sua elevada participação na atividade econômica

nacional, maior densidade populacional e maior grau de formalização das relações de trabalho, fatores historicamente associados à expansão dos planos privados de assistência à saúde.

Tabela 28 - Distribuição das Observações por Região Geográfica e Modalidade (2007-2024)

Região Geográfica	Adm.Benef	Autogestão	Coop. Med	Coop. Odont	Filantropia	Med Grupo	Odont. Grupo	Seg. Esp. Saúde	Total
C_OESTE	150	331	470	116	6	274	127	0	1.474
NORDESTE	77	343	707	363	24	583	697	0	2.794
NORTE	24	61	240	108	27	89	113	0	662
SUDESTE	1.492	1.125	2.878	1.082	866	3.615	2.220	187	13.465
SUL	124	385	1.097	277	133	780	418	0	3.214
Total	1.867	2.245	5.392	1.946	1.056	5.341	3.575	187	21.609

Fonte: Dados da Pesquisa (2026)

Em posição intermediária encontram-se as regiões Sul e Nordeste, responsáveis por 3.214 e 2.794 observações, respectivamente. Juntas, essas regiões representam aproximadamente 27,8% da amostra analisada, evidenciando participação relevante na estrutura do setor. Por outro lado, as regiões Centro-Oeste e Norte apresentam menor representatividade, totalizando 1.474 e 662 observações, respectivamente, o que sugere menor densidade do mercado de saúde suplementar nessas localidades.

A análise por modalidade também revela padrões distintos de distribuição territorial. As Cooperativas Médicas e as Medicinas de Grupo apresentam presença em todas as regiões do país, embora com forte predominância no Sudeste. Já as Seguradoras Especializadas em Saúde concentram integralmente suas observações nessa região, indicando maior associação desse segmento aos mercados de maior escala econômica e populacional. De forma semelhante, as entidades Filantrópicas apresentam elevada concentração regional, com predominância expressiva do Sudeste em relação às demais regiões.

Esses resultados evidenciam que a estrutura geográfica do setor de saúde suplementar brasileiro é marcada por elevada concentração regional. Tal configuração sugere que fatores econômicos, demográficos e institucionais associados ao território podem influenciar as condições de operação das entidades, reforçando a importância da incorporação de variáveis macroeconômicas e regionais nas modelagens desenvolvidas nesta pesquisa. Dessa forma, busca-se controlar diferenças ambientais que podem afetar simultaneamente as operadoras, ainda que em intensidades distintas conforme a região em que atuam.

4.1.4 Porte das operadoras e estrutura competitiva

A heterogeneidade observada no setor de saúde suplementar brasileiro não se restringe à distribuição territorial das operadoras. Adicionalmente, o mercado apresenta diversidade em termos de porte organizacional, refletindo diferenças na escala de atuação, na quantidade de beneficiários administrados e na capacidade operacional das entidades. Nesse contexto, a análise do porte das operadoras contribui para compreender características estruturais que podem influenciar o desempenho econômico-financeiro e a exposição ao risco de insolvência.

O tamanho das OPS afeta diretamente aspectos como capacidade de geração de receitas, acesso a recursos financeiros, poder de negociação junto à rede prestadora, diluição de custos administrativos e absorção de riscos assistenciais. Dessa forma, operadoras de diferentes portes podem apresentar níveis distintos de vulnerabilidade financeira e capacidade de adaptação às mudanças regulatórias e econômicas.

A tabela 29 apresenta a distribuição das observações da amostra segundo o porte das operadoras e a modalidade de atuação.

Tabela 29 - Distribuição das Observações por Porte e Modalidade (2007-2024)

Porte	Adm.Benef	Autogestão	Coop. Med	Coop. Odont	Filantropia	Med Grupo	Odont. Grupo	Seg. Esp. Saúde	Total
GRANDE	0	104	623	92	34	486	223	106	1.668
MEDIA	0	462	2.090	424	266	1.388	355	44	5.029
N_IDENTIF	1.867	48	23	10	9	171	266	1	2.395
PEQUENA	0	1.631	2.656	1.420	747	3.296	2.731	36	12.517
Total Geral	1.867	2.245	5.392	1.946	1.056	5.341	3.575	187	21.609

Fonte: Dados da Pesquisa (2026)

A classificação utilizada segue os critérios estabelecidos pela Resolução Normativa nº 518/2022 da ANS, segundo a qual são consideradas operadoras de pequeno porte aquelas com até 20.000 beneficiários, de médio porte aquelas com quantidade entre 20.001 e 100.000 beneficiários e de grande porte aquelas que ultrapassam esse limite (Brasil, 2022c).

Durante o tratamento da base de dados foram identificadas observações sem informações históricas suficientes para a classificação do porte em determinados exercícios. Com o objetivo de preservar a integridade do painel e evita perdas de informação potencialmente relevantes, essas observações foram mantidas na amostra por meio da categoria "Porte Não Identificado". Essa estratégia permitiu reduzir possíveis vieses decorrentes da exclusão de registros e preservar a representatividade dos diferentes segmentos analisados.

Os resultados evidenciam o predomínio de operadoras classificadas como de pequeno porte, que totalizam 12.517 observações, correspondendo a aproximadamente 57,9% da amostra. As operadoras de médio porte representam 5.029 observações (23,3%), enquanto as de grande porte somam 1.668 registros (7,7%). Adicionalmente, 2.395 observações (11,1%) foram classificadas como porte não identificado.

A análise por modalidade revela diferenças estruturais relevantes. As Cooperativas Médicas e as Medicinas de Grupo concentram a maior quantidade de observações em todas as faixas de porte, refletindo sua expressiva participação no mercado de saúde suplementar. Por outro lado, observa-se que as Seguradoras Especializadas em Saúde apresentam proporção relativamente elevada de registros classificados como grande porte, sugerindo maior concentração de beneficiários por operadora quando comparadas às demais modalidades.

Também se destaca o fato de que a totalidade das observações das Administradoras de Benefícios foi classificada na categoria de porte não identificado. Esse resultado decorre das particularidades da base de dados e da disponibilidade histórica das informações utilizadas para classificação, não implicando necessariamente ausência de escala operacional dessas entidades.

De forma geral, os resultados indicam que a estrutura competitiva da saúde suplementar brasileira é fortemente caracterizada pela presença de operadoras de pequeno porte, coexistindo com um grupo mais restrito de entidades de médio e grande porte. Essa heterogeneidade reforça a importância de considerar o porte como variável potencialmente associada ao desempenho econômico-financeiro e ao risco de insolvência, justificando sua inclusão nas análises subsequentes.

4.1.5 Estrutura assistencial e verticalização

Além das diferenças de porte e localização geográfica, as operadoras também apresentam distintos modelos de organização assistencial, os quais influenciam sua estrutura patrimonial, dinâmica operacional e perfil de risco. Nesse contexto, destaca-se a distinção entre operadoras que possuem recursos hospitalares ou odontológicos próprios e aquelas que atuam predominantemente por meio da contratação de redes credenciadas externas, característica frequentemente associada ao grau de verticalização da operação.

As operadoras classificadas como detentoras de recursos hospitalares ou odontológicos próprios possuem ativos diretamente vinculados à prestação dos serviços assistenciais, incluindo hospitais, clínicas, laboratórios, centros diagnósticos e demais estruturas operacionais. Em contrapartida, as operadoras sem recursos próprios concentram suas

atividades na administração dos contratos assistenciais e na coordenação de redes terceirizadas de atendimento.

A tabela 30 apresenta a distribuição das observações da amostra segundo a estrutura assistencial das operadoras.

Tabela 30 - Distribuição das Observações por Verticalização e Modalidade (2007-2024)

Verticalização	Adm. Benef	Autogestão	Coop. Med	Coop. Odont	Filantropia	Med Grupo	Odont. Grupo	Seg. Esp. Saúde	Total
Recursos Hospitalares/Odontológicos	151	586	3.445	1.171	1.037	3.217	2.222	45	11.874
Recursos Não Hospitalares/Odontológicos	1.716	1.659	1.947	775	19	2.124	1.353	142	9.735
Total	1.867	2.245	5.392	1.946	1.056	5.341	3.575	187	21.609

Fonte: Dados da Pesquisa (2026)

Os resultados evidenciam relativa predominância das operadoras que possuem recursos hospitalares ou odontológicos próprios, as quais totalizam 11.874 observações, correspondendo a aproximadamente 54,9% da amostra. As operadoras classificadas como não verticalizadas representam 9.735 observações, equivalentes a 45,1% dos registros analisados. Esses números demonstram que ambos os modelos de organização assistencial apresentam participação relevante no mercado de saúde suplementar brasileiro.

A análise por modalidade revela diferenças expressivas na estrutura assistencial das operadoras. As entidades Filantrópicas apresentam forte predominância de recursos próprios, com 1.037 observações nessa categoria e apenas 19 registros classificados como não verticalizados. Comportamento semelhante é observado entre as Cooperativas Médicas e as Medicinas de Grupo, modalidades que concentram elevado número de observações associadas à posse de recursos assistenciais próprios.

Por outro lado, as Administradoras de Benefícios apresentam perfil predominantemente não verticalizado, com 1.716 observações classificadas como recursos não hospitalares ou odontológicos, frente a apenas 151 registros com recursos próprios. Esse resultado é compatível com as características operacionais dessa modalidade, cuja atuação está concentrada na administração de contratos e na intermediação entre beneficiários e operadoras.

Sob a perspectiva econômico-financeira, essa diferenciação possui elevada relevância analítica. O grau de verticalização influencia diretamente a composição dos custos assistenciais, a intensidade do investimento em ativos permanentes, as necessidades de capital e a exposição

aos riscos operacionais. Consequentemente, determinados indicadores financeiros podem assumir interpretações distintas conforme a estrutura organizacional adotada.

Em operadoras verticalizadas, por exemplo, níveis mais elevados de imobilização patrimonial podem refletir investimentos estratégicos em hospitais, clínicas e demais ativos assistenciais, não representando necessariamente deterioração financeira. Da mesma forma, a integração da cadeia de prestação de serviços pode produzir impactos específicos sobre indicadores de liquidez, rentabilidade e eficiência operacional.

Assim, a coexistência de diferentes modelos assistenciais na amostra reforça a importância de considerar as características de verticalização na interpretação dos resultados empíricos, evitando que diferenças estruturais inerentes ao modelo de negócio sejam equivocadamente interpretadas como sinais de fragilidade econômico-financeira ou risco de insolvência.

4.1.6 Outras Características das Observações

Além das características estruturais relacionadas à modalidade, porte, localização geográfica e verticalização, a base de dados contempla informações regulatórias, assistenciais e de qualidade operacional que contribuem para uma compreensão mais abrangente do ambiente em que as operadoras de planos de saúde desenvolvem suas atividades. Essas variáveis refletem aspectos relacionados ao desempenho institucional, à interação com os mecanismos de supervisão da ANS e ao relacionamento das operadoras com beneficiários e com o Sistema Único de Saúde (SUS).

A tabela 31 apresenta a distribuição dessas características entre as modalidades analisadas.

Tabela 31 - Outras Características da Amostra por Modalidade

Outras Características	Adm.Benef	Autogestão	Coop. Med	Coop. Odont	Filantropia	Med Grupo	Odont. Grupo	Seg. Esp. Saúde	Total
INCONS_CTB	60	72	205	42	27	382	207	43	1.038
IDSS_F_0,00 a 0,19	0	52	43	19	34	248	291	0	687
IDSS_F_0,20 a 0,39	0	137	210	90	94	618	391	13	1.553
IDSS_F_0,40 a 0,59	0	306	762	254	241	1.151	642	33	3.389
IDSS_F_0,60 a 0,79	0	901	2.475	705	344	1.504	945	79	6.953
IDSS_F_SEM_IDENT	1.867	328	649	201	247	1.465	941	25	5.723
TEM_RECLAMACAO	920	1.333	4.741	450	713	4.033	967	185	13.342
D_FISCAL	16	207	465	48	125	1.081	245	2	2.189
D_TECNICA	0	0	29	0	3	178	17	4	231
E_DIOPS	96	26	20	22	7	128	87	0	386
TEM_ABI_RES_SUS	0	1.993	5.159	0	978	4.356	0	177	12.663

Fonte: Dados da Pesquisa (2026)

Os resultados evidenciam elevada presença de registros associados a reclamações de beneficiários junto à ANS. A variável **TEM_RECLAMACAO** totaliza 13.342 observações, correspondendo a aproximadamente 61,7% da amostra, indicando que a interação entre beneficiários e os mecanismos regulatórios de atendimento constitui característica recorrente no setor. As maiores concentrações foram observadas entre as Cooperativas Médicas (4.741 observações) e as Medicinas de Grupo (4.033 observações), modalidades que também apresentam elevada representatividade na amostra total.

De forma semelhante, a variável **TEM_ABI_RES_SUS**, relacionada à existência de ressarcimento ao Sistema Único de Saúde, esteve presente em 12.663 observações, equivalentes a aproximadamente 58,6% dos registros analisados. Esse resultado evidencia a relevância das relações entre o sistema suplementar e o sistema público de saúde, especialmente entre Cooperativas Médicas (5.159 observações), Medicinas de Grupo (4.356 observações), Autogestões (1.993 observações) e entidades Filantrópicas (978 observações).

No que se refere aos indicadores de qualidade e desempenho institucional, observa-se predominância das observações classificadas na faixa **IDSS entre 0,60 e 0,79**, totalizando 6.953 registros. Essa faixa representa aproximadamente 32,2% da amostra e concentra principalmente Cooperativas Médicas, Medicinas de Grupo, Odontologias de Grupo e Autogestões. Por outro lado, as faixas inferiores do indicador apresentam menor frequência, sugerindo que apenas uma parcela reduzida das operadoras se encontrava nos níveis mais baixos de desempenho avaliados pela ANS.

Destaca-se ainda a elevada quantidade de observações classificadas como **IDSS sem identificação**, totalizando 5.723 registros. Esse resultado decorre da indisponibilidade de informações para determinados períodos e modalidades, especialmente entre as Administradoras de Benefícios, cuja totalidade das observações foi enquadrada nessa categoria. A manutenção desses registros seguiu os critérios metodológicos adotados na pesquisa, visando preservar a integridade do painel longitudinal e evitar perdas desnecessárias de informação.

As ocorrências de **inconsistências contábeis (INCONS_CTB)** totalizaram 1.038 observações, representando aproximadamente 4,8% da amostra. Embora relativamente pouco frequentes, esses registros evidenciam a existência de situações que demandaram atenção durante o processo de tratamento dos dados. Da mesma forma, as variáveis relacionadas a eventos regulatórios específicos, como **D_FISCAL** (2.189 observações), **D_TECNICA** (231 observações) e **E_DIOPS** (386 observações), apresentaram participação mais limitada na amostra, indicando que tais ocorrências se concentram em um grupo relativamente restrito de operadoras.

Em conjunto, os resultados demonstram que a amostra analisada é composta por operadoras inseridas em um ambiente regulatório complexo, marcado pela presença de mecanismos de monitoramento, avaliação de desempenho, reclamações de beneficiários e interações frequentes com o SUS. Essas características complementam a compreensão da estrutura do setor de saúde suplementar brasileiro e reforçam a importância de considerar não apenas indicadores econômico-financeiros, mas também aspectos regulatórios e assistenciais na investigação dos fatores associados ao risco de insolvência das operadoras.

4.2 Contextualização do fenômeno da insolvência

Concluído o mapeamento das características estruturais, operacionais, regulatórias e econômico-financeiras das operadoras presentes na amostra, a análise descritiva volta-se para a dinâmica histórica de permanência e saída das organizações do mercado de saúde suplementar. Essa etapa é particularmente relevante porque a variável dependente da presente pesquisa está associada à insolvência das operadoras, exigindo a compreensão prévia dos mecanismos institucionais que regulam o encerramento das atividades no setor.

4.2.1 Distribuição dos Eventos de Insolvência na Amostra

A compreensão da distribuição dos eventos de insolvência entre as diferentes modalidades de operadoras constitui etapa importante para a análise do fenômeno investigado nesta pesquisa. Embora todas as entidades estejam submetidas ao mesmo ambiente regulatório, as modalidades apresentam características institucionais, operacionais e econômico-financeiras distintas, o que pode resultar em diferentes níveis de exposição ao risco de insolvência.

Nesse contexto, a tabela 32 apresenta a distribuição das observações classificadas como solventes e insolventes na amostra, permitindo identificar a incidência do fenômeno entre os diferentes segmentos do mercado de saúde suplementar brasileiro no período de 2007 a 2024.

Tabela 32 - Quantidade observações solventes e insolventes (2007 – 2024)

Modalidade	Solventes	%	Insolventes	%	Total
ADMBEN	1.690	90,52%	177	9,48%	1.867
AUTGES	2.180	97,10%	65	2,90%	2.245
COOPME	5.159	95,68%	233	4,32%	5.392
FILANT	855	80,97%	201	19,03%	1.056
MEDIGR	4.383	82,06%	958	17,94%	5.341
SEGESP	174	93,05%	13	6,95%	187
COOPOD	1.882	96,71%	64	3,29%	1.946
ODONGR	3.134	87,66%	441	12,34%	3.575
Total	19.457	90,04%	2.152	9,96%	21.609

Fonte: Dados da Pesquisa (2026)

Os resultados evidenciam que a insolvência não se distribui de forma homogênea entre as modalidades analisadas. Do total de 21.609 observações presentes na amostra, 2.152 foram classificadas como insolventes, correspondendo a 9,96% dos registros, enquanto 90,04% permaneceram classificados como solventes. Observa-se que as maiores proporções de insolvência ocorreram entre as entidades Filantrópicas (19,03%) e as Medicinas de Grupo (17,94%), seguidas pelas Odontologias de Grupo (12,34%). Em sentido oposto, Autogestões (2,90%), Cooperativas Odontológicas (3,29%) e Cooperativas Médicas (4,32%) apresentaram os menores percentuais de insolvência.

Esses resultados sugerem que fatores institucionais, operacionais e estruturais específicos de cada modalidade podem influenciar de forma distinta a probabilidade de deterioração econômico-financeira, reforçando a adequação da estratégia metodológica baseada na segmentação das análises por modalidade.

4.2.2 Dinâmica de Entrada, Saída e Descredenciamento das Operadoras

Diferentemente de outros segmentos econômicos, o encerramento das operações de uma operadora de planos de saúde não decorre exclusivamente de processos clássicos de falência empresarial. No ambiente regulado da saúde suplementar, o cancelamento do registro de funcionamento pode ocorrer por múltiplas razões, incluindo incorporações, reorganizações societárias, encerramento voluntário das atividades, mudanças estratégicas de mercado ou medidas regulatórias específicas aplicadas pela ANS. Dessa forma, nem todo descredenciamento pode ser interpretado como evidência de insolvência econômica.

Sob uma perspectiva histórica mais ampla, o mercado de saúde suplementar brasileiro registrou, desde o início da regulação setorial até dezembro de 2024, um total de 4.114 operadoras cadastradas junto à ANS. A tabela 33 apresenta a distribuição acumulada desses registros e dos respectivos descredenciamentos por modalidade.

Tabela 33 - Registros e descredenciamento de OPS por modalidade até dezembro de 2024

Tipos de ocorrências	Adm.Benef	Autogestão	Coop. Med	Coop. Odont	Filantropia	Med Grupo	Odont. Grupo	Seg. Esp. Saúde	Total
Registros de OPS	334	613	390	220	154	1.400	923	80	4.114
Liquidação Extrajudicial (L.E.)	4	5	25	0	0	219	8	1	262
Alternativa à L.E. (DICOL)	33	5	10	5	20	44	52	0	169

Tipos de ocorrências	Adm.Benef	Autogestão	Coop. Med	Coop. Odont	Filantropia	Med Grupo	Odont. Grupo	Seg. Esp. Saúde	Total
Falência por Outros Órgãos	1	1	0	0	0	9	1	0	12
Outros Motivos (Não Insolvência)	125	457	87	122	100	888	713	71	2.563
Total	163	468	122	127	120	1.160	774	72	3.006
Descredenciadas OPS Ativas até dez-2024	171	145	268	93	34	240	149	8	1.108

Fonte: Dados da Pesquisa (2026)

Os dados evidenciam a magnitude do processo de transformação estrutural ocorrido no setor ao longo das últimas décadas. Do total de 4.114 operadoras registradas, 3.006 já haviam sido descredenciadas até dezembro de 2024, restando 1.108 entidades em atividade até dezembro de 2024.

Entretanto, a análise detalhada das causas de saída revela um aspecto fundamental para a definição do evento de insolvência utilizado nesta pesquisa. Dos 3.006 descredenciamentos observados, 443 casos (14,7%) decorreram de eventos diretamente associados à insolvência em sentido estrito, compreendendo liquidações extrajudiciais, medidas alternativas deliberadas pela Diretoria Colegiada da ANS (DICOL) e falências decretadas por outros órgãos competentes. Em contrapartida, 2.563 registros (85,3%) foram encerrados por razões não relacionadas à insolvência.

Esse resultado evidencia que a simples saída de uma operadora do mercado não constitui evidência suficiente de insolvência, reforçando a necessidade de critérios objetivos para definição da variável dependente utilizada nos modelos econométricos.

4.2.3 Evolução Histórica dos Eventos de Insolvência

A relevância dessa distinção torna-se ainda mais evidente quando a análise é restringida ao período efetivamente investigado pela pesquisa, compreendido entre 2007 e 2024. Nesse intervalo temporal, o setor registrou intensa movimentação de entrada e saída de entidades, refletindo o contínuo processo de reorganização e consolidação do mercado.

A tabela 34 apresenta a dinâmica de registros e descredenciamentos por modalidades de OPS observada nesse período. Os dados demonstram que, entre 2007 e 2024, foram registradas 745 novas operadoras, enquanto 1.702 entidades deixaram o mercado. O saldo líquido negativo

evidencia um processo contínuo de concentração setorial, caracterizado pela redução do número de participantes ao longo do tempo.

Tabela 34 - Fluxo de registros e descredenciamentos de OPS por modalidade (2007–2024)

Indicador	Adm Benef	Autogestão	Coop. Méd	Coop Odont	Filantropia	Med Grupo	Odont Grupo	Seg Esp Saúde	Total
Operadoras Ativas até 2006	17	291	355	154	108	705	423	12	2.065
Registros 2007 a 2024	289	59	1	5	10	172	207	2	745
Liquidação Extrajudicial	4	5	19	0	0	159	6	1	194
Alternativa à L.E deliberação DICOL	33	5	10	5	20	44	52	0	169
Decretação Falência por Outros Órgãos	1	1	0	0	0	2	1	0	5
Outros Motivos (não insolvência/falência)	97	194	59	61	64	432	422	5	1.334
Total descredenciadas	135	205	88	66	84	637	481	6	1.702
Operadoras Ativas até 2024	171	145	268	93	34	240	149	8	1.108

Fonte: Dados da Pesquisa (2026)

Esse movimento foi particularmente intenso em modalidades historicamente mais pulverizadas, como Medicina de Grupo, Odontologia de Grupo e Autogestão, segmentos que concentraram a maioria dos descredenciamentos observados.

Embora parte dessas saídas esteja associada a processos de insolvência, a maior parcela decorreu de outros fatores institucionais e estratégicos. Tal constatação reforça a importância de distinguir eventos de falência efetiva de simples cancelamentos de registro, evitando classificações inadequadas dos desfechos analisados.

A evolução temporal desses eventos pode ser observada de forma mais detalhada na tabela 35, que compara os descredenciamentos ocorridos antes e depois de 2007.

Tabela 35 - Evolução do Descredenciamento de OPS por Período e Tipo de Ocorrência

Tipo de Ocorrência	Até 2006	De 2007 a 2024	Total	% Até 2006	% 2007–2024
Liquidação Extrajudicial	68	194	262	25,95	74,05
Alternativa à L.E. (DICOL)	0	169	169	0	100,00
Decretação de Falência	7	5	12	58,33	41,67
Outros Motivos	1229	1334	2563	47,95	52,05
Total	1304	1702	3006	43,38	56,62

Fonte: Dados da Pesquisa (2026)

Os resultados revelam que o período contemplado pela presente pesquisa concentra a maior parte dos eventos mais severos de insolvência já registrados no setor. Entre 2007 e 2024 ocorreram 74,05% de todas as liquidações extrajudiciais identificadas na série histórica disponível e a totalidade das medidas alternativas deliberadas pela Diretoria Colegiada da ANS.

Essa evidência sugere que o intervalo temporal selecionado incorpora justamente a fase de maior amadurecimento regulatório do setor, bem como os principais episódios de intervenção institucional relacionados à deterioração econômico-financeira das operadoras.

Além disso, os resultados indicam mudanças relevantes na forma como os processos de resolução passaram a ser conduzidos ao longo do tempo. Enquanto a liquidação extrajudicial representou o principal mecanismo histórico de encerramento compulsório de operadoras insolventes, observa-se crescimento da utilização de medidas alternativas deliberadas pela Diretoria Colegiada da ANS, evidenciando a evolução dos instrumentos regulatórios disponíveis para tratamento das situações de crise.

Para compreender a dinâmica anual desse processo de entrada e saída de operadoras, a tabela 36 apresenta a evolução dos registros e descredenciamentos ao longo da série histórica investigada.

Tabela 36 - Evolução Anual de Registros e Descredenciamentos de OPS (2007–2024)

Ano	Saldo Anterior	Novos Reg.	Liquidação	Alternativa	Falência	Outros Mot.	Total Saída	Saldo Atual (Ativas)
2007	2.065	61	18	0	3	178	199	1.927
2008	1.927	31	12	0	1	185	198	1.760
2009	1.760	34	12	0	0	90	102	1.692
2010	1.692	65	16	0	0	127	143	1.614
2011	1.614	56	14	0	0	59	73	1.597
2012	1.597	37	21	0	0	79	100	1.534
2013	1.534	50	24	5	0	90	119	1.465
2014	1.465	42	10	12	0	65	87	1.420
2015	1.420	36	18	4	0	104	126	1.330
2016	1.330	37	6	1	0	63	70	1.297
2017	1.297	31	5	10	0	53	68	1.260
2018	1.260	30	2	19	0	48	69	1.221
2019	1.221	45	6	18	1	34	59	1.207
2020	1.207	40	8	29	0	36	73	1.174
2021	1.174	52	7	19	0	36	62	1.164
2022	1.164	34	3	22	0	31	56	1.142
2023	1.142	29	6	14	0	25	45	1.126
2024	1.126	35	6	16	0	31	53	1.108

Fonte: Dados da Pesquisa (2026)

A análise longitudinal revela um padrão particularmente relevante para a compreensão do fenômeno da insolvência. Embora o volume total de descredenciamentos tenha permanecido expressivo ao longo de todo o período analisado, observa-se redução gradual da frequência de eventos associados às formas mais severas de insolvência, especialmente as liquidações extrajudiciais.

Paralelamente, verifica-se maior utilização das medidas deliberadas pela Diretoria Colegiada da ANS como mecanismo alternativo de resolução institucional. Essa transição reflete alterações no próprio arcabouço regulatório do setor, que passou a dispor de

instrumentos mais flexíveis para lidar com situações de deterioração econômico-financeira sem necessariamente recorrer à liquidação compulsória.

Segundo a regulamentação vigente, a liquidação extrajudicial pode ser substituída pelo cancelamento compulsório do registro em situações específicas, especialmente quando o passivo remanescente apresenta reduzida relevância econômica, quando os custos do procedimento comprometeriam a satisfação dos credores, quando houver necessidade de preservação de interesses públicos relevantes ou quando características específicas da natureza jurídica da operadora recomendarem tratamento alternativo (ANS, 2022).

Em conjunto, os resultados apresentados nesta seção demonstram que a dinâmica de saída das operadoras do mercado é mais complexa do que uma simples associação entre cancelamento de registro e falência empresarial. A predominância de descredenciamentos decorrentes de fatores não relacionados à insolvência reforça a necessidade de critérios rigorosos para definição do evento de interesse analisado nesta pesquisa.

Além disso, a expressiva redução do número de operadoras observada ao longo do período evidencia um processo contínuo de consolidação do setor, caracterizado pela permanência de organizações mais robustas e pela saída gradual de entidades incapazes de sustentar sua operação em um ambiente regulatório cada vez mais exigente. Esse contexto constitui o pano de fundo institucional sobre o qual serão examinados, nas seções subsequentes, os indicadores socioeconômico-financeiros associados ao risco de insolvência das operadoras de planos de saúde no Brasil.

4.3 Resultados do *Elastic Net*

O procedimento de seleção de variáveis por meio do *Elastic Net* foi aplicado com o objetivo de identificar quais indicadores socioeconômico-financeiros mantiveram relevância discriminatória para o risco de insolvência das operadoras de planos de saúde (OPS) diante de um ambiente caracterizado por elevada dimensionalidade, forte correlação entre variáveis explicativas e heterogeneidade estrutural entre modalidades operacionais.

Diferentemente da regressão logística estimada posteriormente, o *Elastic Net* não foi utilizado como modelo final explicativo da insolvência, mas como mecanismo robusto de filtragem e regularização estatística, permitindo identificar subconjuntos reduzidos de variáveis com maior capacidade de discriminar o risco de insolvência.

Nesse contexto, o procedimento desempenhou papel central na redução da dimensionalidade do banco de dados, preservando indicadores persistentemente relevantes e

reduzindo redundâncias estatísticas decorrentes da elevada multicolinearidade existente entre variáveis financeiras, não financeiras e macroeconômicas. O método também permitiu selecionar candidatos preliminares a *red flags* de insolvência, posteriormente submetidos à interpretação econômica e validação por meio da regressão logística.

Os resultados do *Elastic Net* demonstraram elevada capacidade de redução dimensional das bases analisadas, preservando subconjuntos relativamente parcimoniosos de variáveis potencialmente relevantes para discriminação do risco de insolvência das operadoras de planos de saúde.

Considerando a heterogeneidade estrutural existente entre as modalidades de OPS, os modelos foram estimados separadamente para cada segmento, evitando a imposição de uma estrutura única de insolvência para modalidades com características operacionais, regulatórias e econômico-financeiras distintas. Dessa forma, os resultados foram interpretados individualmente por modalidade, horizonte temporal e modelo de tratamento dos extremos.

A tabela 37 apresenta o resumo total da pesquisa com indicadores socioeconômico-financeiros utilizados, modelos trabalhados, seguimentos de operadoras por modalidades, horizonte temporal para testar efeitos dos indicadores no tempo e impactos da redução de indicadores após uso do *elastic net* para seleção.

Tabela 37 - Resumo total da pesquisa – indicadores, modelos, horizonte temporal

Descrição	Adm Benf	Auto G	Coop Med	Coop Od	Filant	Med Gr	Od Gr	Seg Esp
Total indicadores únicos	122	122	122	122	122	122	122	122
Modelos (M1, M2 e M3)	3	3	3	3	3	3	3	3
Horizonte temporal (t-1) e (t-2)	2	2	2	2	2	2	2	2
Redução indicadores (M2_t-1)	90,98%	57,38%	47,54%	88,52%	71,31%	66,39%	68,85%	93,44%
Redução indicadores (M2_t-2)	91,80%	58,20%	54,10%	88,52%	70,49%	59,84%	77,87%	77,87%

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

A tabela 37 apresenta uma visão geral da estrutura analítica da pesquisa, evidenciando a amplitude e a complexidade do processo de modelagem desenvolvido para as diferentes modalidades de operadoras de planos de saúde (OPS).

Conforme definido na metodologia da pesquisa, foram estimados três modelos de tratamento dos extremos por winsorização utilizando percentis diferentes para o procedimento: Modelo 1 (P1/P99), Modelo 2 (P2,5/P97,5) e no Modelo 3 (P5/P95). O Modelo 2 foi adotado como especificação principal da pesquisa por apresentar melhor equilíbrio entre robustez estatística e parcimônia analítica, enquanto os Modelos 1 e 3 foram utilizados para avaliação da estabilidade estrutural e robustez dos resultados.

A regularização (*elastic net*) promoveu seleção diferenciada entre modalidades, refletindo a heterogeneidade estrutural das OPS e a diversidade dos mecanismos associados ao risco de insolvência. Em algumas modalidades, como Administradoras de Benefícios e Seguradoras Especializadas em Saúde, a redução de variáveis ultrapassou 90%, indicando forte concentração de informação em subconjuntos reduzidos de indicadores. Em contrapartida, modalidades como Cooperativas Médicas apresentaram menor taxa de redução relativa, sugerindo maior necessidade de variáveis para representação adequada de suas características socioeconômico-financeiras.

A tabela 38 apresenta os resultados do modelo principal por modalidades de OPS após execução do *Elastic Net*, contemplando os parâmetros *alpha* (α) selecionados, os erros médios obtidos no processo de validação cruzada e a quantidade de variáveis selecionadas nos horizontes (*t-1*) e (*t-2*).

Tabela 38 - Resultados do modelo principal por modalidade de OPS

Modalidade	Alpha	Erro CV	Variáveis t-1	Variáveis t-2
Adm_Benf	0,7	0,5569	11	10
Auto_G	0,7	0,1027	52	51
Coop_Med	0,9	0,1748	64	56
Coop_Od	0,9	0,1734	14	14
Filant	0,9	0,7376	35	36
Med_Gr	0,7	0,6954	41	49
Od_Gr	0,9	0,6122	38	27
Seg_Esp	0,3	0,2189	8	27

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

Observa-se que as modalidades Cooperativas Médicas, Autogestão e Medicina de Grupo apresentaram os modelos mais amplos em termos de variáveis selecionadas, sugerindo maior complexidade estrutural e maior multidimensionalidade dos sinais associados ao risco de insolvência. Em contraste, Administradoras de Benefícios e Cooperativas Odontológicas apresentaram estruturas relativamente mais enxutas, indicando maior concentração dos sinais selecionados em subconjuntos menores de variáveis.

De maneira geral, os resultados evidenciaram diferenças relevantes entre as modalidades analisadas, reforçando a premissa metodológica adotada na pesquisa de que o risco de insolvência não apresenta comportamento homogêneo entre os diferentes segmentos do setor de saúde suplementar. Tal evidência reforça a importância da segmentação modal utilizada no estudo, especialmente diante das diferenças existentes quanto ao porte operacional, estrutura assistencial, perfil de carteira, intensidade regulatória e dinâmica econômico-financeira das OPS.

Os valores do parâmetro *alpha* (α) apresentaram variação entre 0,3 e 0,9 entre as modalidades de OPS, indicando diferentes níveis de equilíbrio entre penalização L1 (Lasso) e L2 (Ridge) no processo de seleção de variáveis realizado pelo *Elastic Net*. A utilização conjunta das penalizações L1 e L2 mostrou-se adequada ao contexto da pesquisa, uma vez que a estrutura do banco de dados apresentava elevada correlação entre indicadores pertencentes aos mesmos blocos de indicadores socioeconômico-financeiros. Nesse cenário, o *Elastic Net* permitiu controlar problemas clássicos de multicolinearidade, reduzindo redundâncias e controlando os efeitos da multicolinearidade sem necessariamente excluir grupos correlacionados.

Os parâmetros de regularização selecionados por validação cruzada indicaram comportamento consistente entre modalidades e horizontes temporais. Esse resultado sugere que o *Elastic Net* não atuou apenas como um mecanismo de seleção agressiva de variáveis associado à penalização Lasso (L1), mas também como estratégia de estabilização e preservação de estruturas econômicas correlacionadas, característica vinculada à penalização Ridge (L2).

A decomposição da quantidade de indicadores selecionados entre sinais positivos e negativos permite interpretar a direção esperada do efeito dos indicadores sobre o risco de insolvência. Os indicadores classificados com sinal positivo representam variáveis cujo aumento tende a elevar o risco de insolvência, enquanto os sinais negativos indicam variáveis associadas à redução desse risco ou à maior estabilidade econômico-financeira das OPS.

A tabela 39 apresenta a quantidade de indicadores selecionados por horizonte temporal e sinais de risco de insolvência.

Tabela 39 - Quantidade de indicadores por horizonte temporal e sinais de risco de insolvência

Horizonte Sinal	Adm Benf	Auto Gr	Coop Med	Coop Od	Filant	Med Gr	Od Gr	Seg Esp
Variáveis (t-1)	11	52	64	14	35	41	38	8
Negativo	5	28	29	4	18	14	19	2
Positivo	6	24	35	10	17	27	19	6
Variáveis (t-2)	10	51	56	14	36	49	27	27
Negativo	4	29	22	3	17	19	12	12
Positivo	6	22	34	11	19	30	15	15
Total	21	103	120	28	71	90	65	35

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

Observa-se que algumas modalidades apresentaram predominância de sinais positivos, como Medicina de Grupo e Seguradoras Especializadas em Saúde, indicando maior presença de fatores associados ao agravamento do risco econômico-financeiro. Por outro lado,

modalidades como Autogestão apresentaram distribuição relativamente mais equilibrada entre sinais positivos e negativos, sugerindo coexistência de fatores de proteção e fragilidade.

Os resultados também evidenciam diferenças relevantes entre os horizontes temporais $(t-1)$ e $(t-2)$. Em determinadas modalidades, como Seguradoras Especializadas em Saúde, verificou-se aumento expressivo do número de variáveis selecionadas no horizonte $(t-2)$, sugerindo que sinais antecedentes de deterioração econômico-financeira podem surgir com maior antecedência temporal nesse segmento. Já em outras modalidades, como Cooperativas Médicas e Odontologia de Grupo, houve redução do número de variáveis em $(t-2)$, indicando possível concentração dos sinais de insolvência em períodos mais próximos ao evento de deterioração financeira.

Dessa forma, a tabela reforça que os sinais de risco de insolvência não se manifestam de maneira homogênea entre as modalidades de OPS, tanto em intensidade quanto em antecedência temporal, corroborando a necessidade de abordagens segmentadas para análise prudencial e monitoramento regulatório do setor.

Na análise dos resultados por distribuição dos indicadores selecionados em financeiros, não financeiros e macroeconômicos verifica-se predominância dos indicadores financeiros. Esse resultado reforça a relevância das informações econômico-financeiras tradicionais como principais fontes de identificação de fragilidades financeiras nas OPS.

A tabela 40 apresenta a distribuição dos indicadores selecionados pelo modelo principal (M2) segundo a natureza dos indicadores socioeconômico-financeiros utilizados na identificação de *red flags* de risco de insolvência nas operadoras de planos de saúde (OPS).

Tabela 40 - Resumo geral do modelo principal, quantidades por tipo de indicadores

Modalidade	Financeiros		Macroeconômicos		Não financeiros		Total
	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	
Adm_Benf	6	4	2	3	3	3	21
Auto_G	30	31	2	4	20	16	103
Coop_Med	42	36	3	2	19	18	120
Coop_Od	10	10	0	0	4	4	28
Filant	23	19	2	5	10	12	71
Med_Gr	20	26	3	6	18	17	90
Od_Gr	24	15	3	3	11	9	65
Seg_Esp	3	11	0	0	5	16	35

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

Embora em menor quantidade, os indicadores não financeiros também apresentaram participação relevante na composição dos modelos, demonstrando que fatores institucionais, regulatórios e estruturais mostraram associação com sinais de deterioração econômico-financeira.

Os indicadores macroeconômicos apresentaram menor frequência relativa nos modelos, sugerindo menor capacidade discriminatória comparativamente aos indicadores internos das OPS. Ainda assim, sua presença em diferentes modalidades evidencia que condições econômicas externas também mostraram associação com o comportamento do risco de insolvência, especialmente em horizontes temporais mais longos.

Além disso, as diferenças observadas entre $(t-1)$ e $(t-2)$ indicam que determinados tipos de indicadores possuem capacidade distinta de antecipação do risco, sugerindo que alguns sinais de fragilidade econômico-financeira emergem mais próximos do evento de insolvência, enquanto outros podem se manifestar com maior antecedência temporal. Dessa forma, a tabela reforça o caráter multidimensional do processo de insolvência nas OPS, evidenciando que os indicadores selecionados pelo *Elastic Net* como potenciais *red flags* resultam da combinação de fatores financeiros, não financeiros e macroeconômicos.

A tabela 41 apresenta o detalhamento das características dos indicadores selecionados pelo modelo principal (M2), permitindo identificar quais grupos de indicadores socioeconômico-financeiros apresentaram maior relevância como *red flags* de risco de insolvência nas diferentes modalidades de operadoras de planos de saúde (OPS).

Tabela 41 - Detalhamento das características dos indicadores do modelo principal

GRUPO DE INDICADORES	Adm.Benf		Auto.G		Coop.Med		Coop.Od		Filant		Med.Gr		Od.Gr		Seg.Esp	
	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2
Financeiros																
Acomp. Ans	1	1	8	9	13	12	4	4	4	2	10	11	8	6		6
Outros	5	3	22	22	29	24	6	6	19	17	10	15	16	9	3	5
Macroeconomicos																
Setoriais									2							
Geral	2	3	2	4	3	2				5	3	6	3	3		
Não Financeiro																
Caract. Estruturais	1	1	4	4	5	4	1	1	1	1	4	3	3	2	1	2
Localiz Geográfica	2	2	2	2	3	3	1	1	3	3	3	3	3	2		
Perfil Carteira			3	3	2	2	1	1	1	1		1	1	1	1	2
Confor. Contábil					1	1										2
Regimes ANS			3		2	2	1		1	1	1	1	1	1	1	2
Qualidade Eficienc			3	3	3	3		1	3	3	4	4	3	3		3
Ressarcimento Sus			5	3	3	3			1	3	4	3			2	5
Tributação Setorial				1							1	1				
Verticalização												1	1			

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

Observa-se que os indicadores vinculados ao acompanhamento regulatório da ANS apresentaram maior relevância nas Cooperativas Médicas e nas Medicinas de Grupo, indicando que mecanismos regulatórios e de supervisão mostraram-se relevantes na identificação de fragilidades econômico-financeiras nesses segmentos específicos.

Entre os indicadores macroeconômicos, verificou-se participação reduzida nos modelos, além de comportamento heterogêneo entre modalidades. Destaca-se que as Cooperativas

Odontológicas não apresentaram indicadores macroeconômicos selecionados, indicando baixa sensibilidade dessa modalidade às oscilações econômicas gerais e setoriais no contexto do risco de insolvência. Esse resultado pode sugerir maior influência de fatores internos e operacionais na explicação da deterioração econômico-financeira dessas operadoras.

Em contraste, modalidades como Medicina de Grupo e Filantropias apresentaram maior presença de indicadores macroeconômicos, especialmente no horizonte temporal ($t-2$), indicando que condições econômicas externas podem antecipar sinais de fragilidade financeira nessas estruturas organizacionais.

No grupo dos indicadores não financeiros, observou-se elevada relevância das características estruturais, localização geográfica, perfil da carteira e indicadores regulatórios. As características estruturais apresentaram presença consistente em praticamente todas as modalidades, sugerindo que aspectos relacionados ao porte, organização operacional e estrutura institucional mostraram relação com a manifestação do risco de insolvência.

Em relação à localização geográfica, os resultados demonstram ausência de impacto relevante nas Seguradoras Especializadas em Saúde, indicando que fatores regionais apresentaram menor associação com essa modalidade quando comparados às demais OPS.

Os indicadores relacionados à regulação também apresentaram comportamento relevante e segmentado entre modalidades. A conformidade contábil mostrou efeito específico nas Cooperativas Médicas e Seguradoras Especializadas em Saúde, indicando que inconsistências informacionais e contábeis podem atuar como sinais antecedentes de deterioração financeira nessas modalidades. Já os indicadores de monitoramento, qualidade e eficiência regulatória apareceram de forma recorrente em diversas modalidades, reforçando a importância dos mecanismos regulatórios como instrumentos de identificação de risco prudencial no setor de saúde suplementar.

Por fim, destaca-se que a verticalização assistencial apresentou impacto específico nas Medicinas de Grupo, sugerindo que a estrutura própria de prestação de serviços assistenciais influencia diretamente a dinâmica econômico-financeira e os sinais de risco de insolvência dessa modalidade.

Na tabela 42 apresenta-se o TOP 20 dos indicadores com maior recorrência entre as modalidades de operadoras de planos de saúde (OPS), evidenciando os principais red flags associados ao risco de insolvência identificados pelo *Elastic Net*.

Tabela 42 - TOP20 indicadores do modelo principal mais presentes nas modalidades

INDICADORES	Adm Benf		Auto G		Coop Med		Coop Od	
	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2
R SUL	1	1	1	1	1	1	1	1
R Liq Neg					1	1	1	1
P MEDIO			1		1	1	1	1
CTCP			1	1	1	1	1	1
PL Neg			1	1	1	1	1	1
ENDIV CP high			1	1	1	1		
R NORDESTE	1	1	1	1	1	1		
INADIM RES SUS			1	1	1	1		
P GRANDE			1	1	1	1		
PMPE low	1		1	1	1	1		
PMCR					1	1	1	1
T ATUACAO ANO	1	1	1	1	1	1		
IDSS F SEM IDENT			1	1	1	1		
PL menor igual zero					1	1	1	1
ENDIV			1	1			1	1
IDADE MEDIA			1	1	1	1		
CE high			1	1	1	1		
CAMBIO	1	1	1	1				
IDSS F 000a019			1	1	1	1		1
CARGA RES SUS			1	1	1	1		

INDICADORES	Filant		Med Gr		Od Gr		Seg Esp	
	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2
R SUL	1	1	1	1	1	1		
R Liq Neg	1	1	1	1	1	1	1	1
P MEDIO	1	1	1	1	1	1		
CTCP	1		1	1	1			
PL Neg	1	1	1	1				
ENDIV CP high	1	1	1	1	1	1		
R NORDESTE	1	1	1	1				
INADIM RES SUS	1	1	1	1			1	1
P GRANDE			1	1	1	1	1	1
PMPE low	1	1		1	1			
PMCR			1	1	1	1		1
T ATUACAO ANO			1	1				1
IDSS F SEM IDENT	1	1	1	1				1
PL menor igual zero	1	1	1	1				
ENDIV			1	1	1	1		
IDADE MEDIA	1	1		1				1
CE high	1	1					1	1
CAMBIO			1	1	1	1		
IDSS F 000a019			1	1				
CARGA RES SUS		1					1	1

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

Entre os indicadores mais frequentes destacam-se CTCP, ENDIV_CP_high, PL_Neg e PL_menor_igual_zero, mostrando que problemas financeiros e patrimoniais estão entre os principais sinais associados à insolvência das operadoras. Também se observa elevada recorrência de indicadores ligados à desempenho econômico negativo, como R_Liq_Neg, além de variáveis operacionais como PMPE_low, sugerindo que dificuldades financeiras e pressões

operacionais aparecem de forma consistente entre diferentes modalidades e horizontes temporais.

A tabela também evidencia a relevância de fatores regulatórios e estruturais nos modelos. Variáveis como INADIM_RES_SUS, IDSS_F_SEM_IDENT e CARGA_RES_SUS indicam que aspectos relacionados ao acompanhamento regulatório da ANS, ressarcimento ao SUS e ao desempenho assistencial mostraram associação com situações de fragilidade econômico-financeira. Além disso, a presença recorrente dos indicadores regionais R_SUL e R_NORDESTE sugere que características geográficas e estruturais do mercado também influenciam o comportamento do risco de insolvência nas OPS.

Da análise de todos os indicadores trabalhados na pesquisa, os indicadores C_Efetiva_menor_igual_zero, DIVIDA_CP, COMB, PC_ZERO, PC_BAIXO_p1, M_EBIT_low, GAT_low, RECEITA_T_ATIVO_low, EXTREME_RISK, IGP_DI e IPA_EP_DI não foram selecionados pelo *Elastic Net* em nenhuma das modalidades de OPS analisadas, indicando baixa relevância discriminatória desses indicadores para identificação dos red flags de risco de insolvência nas OPS no contexto desta pesquisa.

4.3.1 Análise de sensibilidade da seleção de variáveis aos diferentes níveis de winsorização

Com o objetivo de verificar a sensibilidade da seleção de variáveis aos diferentes níveis de tratamento dos valores extremos, foram comparados os três modelos de winsorização empregados na pesquisa. Essa análise permitiu avaliar a estabilidade das variáveis selecionadas pelo *Elastic Net* diante de diferentes limites de winsorização.

O Modelo 2, baseado nos percentis de 2,5% e 97,5%, foi definido como modelo principal da pesquisa, enquanto os Modelos 1 (1%–99%) e 3 (5%–95%) foram utilizados como especificações alternativas para a análise de sensibilidade. A comparação permitiu verificar se alterações na intensidade do tratamento dos valores extremos modificariam a quantidade e o comportamento dos indicadores selecionados pelo *Elastic Net*. Os resultados apresentados na tabela 43 demonstram estabilidade relativa entre os modelos, especialmente nas modalidades em que a quantidade total de variáveis permaneceu próxima entre as diferentes especificações de winsorização.

Nas modalidades Filantrópicas e Seguradoras Especializadas em Saúde observou-se elevada consistência entre os modelos principal e de robustez, sugerindo baixa sensibilidade às alterações nos limites de winsorização. Em contrapartida, modalidades como Cooperativas Médicas, Medicina de Grupo e, especialmente, Cooperativas Odontológicas apresentaram

variações mais expressivas na quantidade total de indicadores selecionados, indicando maior sensibilidade às modificações nos critérios de tratamento dos valores extremos. Ainda assim, os resultados gerais indicam que o processo de seleção de variáveis apresentou estabilidade relativa diante das diferentes especificações de winsorização testadas, embora algumas modalidades tenham demonstrado maior sensibilidade às alterações nos limites de tratamento dos valores extremos.

Tabela 43 - Análise de sensibilidade da seleção de variáveis aos diferentes níveis de winsorização

Modalidade	Principal			Robustez					
	Modelo2			Modelo1			Modelo3		
	<i>t-1</i>	<i>t-2</i>	Total	<i>t-1</i>	<i>t-2</i>	Total	<i>t-1</i>	<i>t-2</i>	Total
Adm Benf	11	10	21	15	10	25	15	14	29
Auto G	52	51	103	48	53	101	58	55	113
Coop Med	64	56	120	67	60	127	56	48	104
Coop Od	14	14	28	34	30	64	15	15	30
Filant	35	36	71	37	38	75	37	34	71
Med Gr	41	49	90	44	57	101	42	52	94
Od Gr	38	27	65	46	29	75	35	27	62
Seg Esp	8	27	35	8	28	36	8	27	35

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

A escolha do modelo com winsorização com percentis de 2,5% e 97,5% ocorreram porque essa especificação apresentou comportamento intermediário entre os demais modelos testados. O Modelo 1 (1%–99%) preserva maior quantidade de extremos, porém mantém parte da elevada volatilidade original da base, o que pode ampliar instabilidades nos coeficientes e aumentar sensibilidade do *Elastic Net* a observações muito discrepantes. Em sentido oposto, o Modelo 3 (5%–95%) promove tratamento mais agressivo dos extremos, reduzindo de forma mais intensa a influência dos extremos, mas com potencial risco de suavização excessiva de sinais econômicos relevantes associados ao risco de insolvência. Assim, o Modelo 2 foi considerado metodologicamente mais adequado por minimizar distorções sem comprometer a capacidade discriminatória dos indicadores.

Além disso, a análise de sensibilidade indicou que o Modelo 2 apresentou, de modo geral, comportamento intermediário entre as especificações avaliadas, embora a estabilidade da seleção tenha variado entre as modalidades de OPS. Dessa forma, sua adoção como modelo principal buscou conciliar o tratamento dos valores extremos com a preservação da interpretação econômico-financeira dos indicadores selecionados.

4.4 Resultados regressão logística

Os modelos de regressão logística foram estimados no software *GNU Regression, Econometrics and Time-series Library (GRET)*, versão 2026a, a partir das variáveis previamente selecionadas pelo procedimento *Elastic Net* para cada modalidade de operadora e para os horizontes temporais ($t-1$) e ($t-2$). Previamente à análise dos resultados, foram realizados os diagnósticos de multicolinearidade entre as variáveis explicativas, por meio das matrizes de correlação e dos fatores de inflação da variância (*Variance Inflation Factor – VIF*).

4.4.1 Diagnósticos de multicolinearidade e estabilidade estatística dos modelos

Para verificar possíveis problemas de multicolinearidade, procedeu-se com os cálculos da matriz de correlação e do fator de inflação da variância (VIF) das variáveis explicativas. Por meio das tabelas 44 pode-se visualizar o diagnóstico de multicolinearidade dos modelos estimados para os horizontes temporais ($t-1$) e ($t-2$).

Com o objetivo de sintetizar o diagnóstico de multicolinearidade dos modelos finais, foram identificadas, para cada modalidade e horizonte temporal, as maiores correlações positivas e negativas entre os indicadores explicativos. A classificação da intensidade das correlações foi realizada com base em convenções amplamente utilizadas na literatura estatística aplicada e análise multivariada, considerando correlações de baixa magnitude ($|r| < 0,30$), moderadas ($0,30 \leq |r| < 0,50$), fortes ($0,50 \leq |r| < 0,70$) e muito fortes ($|r| \geq 0,70$), conforme abordagem adaptada de Cohen (1988) e Hair et al. (2009).

Tabela 44 - Maiores correlações positivas e negativas por modalidade e período

Modalidade	Período	Maior correlação positiva	r	Classe	Maior correlação negativa	r	Classe
ADM_BENF	t-1	CAMBIO × T_ATUACAO_ANO	0,3252	moderada	CAMBIO × MLB_low	-0,1610	fraca
ADM_BENF	t-2	CAMBIO × T_ATUACAO_ANO	0,3229	moderada	CAMBIO × SELIC	-0,3923	moderada
AUTO_G	t-1	D_FISCAL × QUANT_REGIME_DF	0,8836	muito forte	CE × DIVIDA_LP	-0,3641	moderada
AUTO_G	t-2	IDADE_MEDIA × IDADE60ANOS	0,6090	forte	SEM_BENEF × TX_COBR_ABI_SUS	-0,2075	fraca
COOP_MED	t-1	M_EBIT × MLB	0,7005	muito forte	R_Operac_Neg × ROE	-0,5676	forte
COOP_MED	t-2	ENDIV_CP × GAT	0,5594	forte	ENDIV_CP × LC	-0,6422	forte
COOP_OD	t-1	ENDIV × PL_Neg	0,3902	moderada	ENDIV × MLB	-0,1251	fraca
COOP_OD	t-2	ENDIV × IRF_low	0,2546	fraca	ENDIV × R_SUL	-0,2371	fraca
FILANT	t-1	ENDIV_CP_high × ENDIV_CP	0,5790	forte	IDSS_F_060a079 × IDSS_F_SEM_IDENT	-0,3774	moderada
FILANT	t-2	ENDIV_CP_high × ENDIV_CP	0,5823	forte	IDSS_F_060a079 × IDSS_F_SEM_IDENT	-0,3736	moderada
MED_GR	t-1	TEM_ABI_RES_SUS × TX_COBR_ABI_SUS	0,5566	forte	COMBA × M_EBIT	-0,4615	moderada

Modalidade	Período	Maior correlação positiva	r	Classe	Maior correlação negativa	r	Classe
MED_GR	t-2	ENDIV_CP_high $\times$ ENDIV_CP	0,6824	forte	TEM_ABI_RES_SUS $\times$ E_indeniz_Igual_Zero	-0,4826	moderada
OD_GR	t-1	ENDIV_LP_high $\times$ ENDIV_LP	0,7548	muito forte	R_Liq_Neg $\times$ ROE	-0,5186	forte
OD_GR	t-2	ENDIV_LP_high $\times$ ENDIV_LP	0,7576	muito forte	R_Liq_Neg $\times$ ROE	-0,5168	forte
SEG_ESP	t-1	CARGA_RES_SUS $\times$ INADIM_RES_SUS	0,5136	forte	DIVIDA_LP $\times$ CE_high	-0,6904	forte
SEG_ESP	t-2	LC $\times$ LG	0,6394	forte	DIVIDA_LP $\times$ R_Liq_Neg	-0,3681	moderada

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

Na modalidade Administradora de Benefícios (ADM_BENF), observou-se predominância de correlações fracas a moderadas tanto no período (*t-1*) quanto em (*t-2*), indicando reduzido grau de associação linear entre os indicadores explicativos dos modelos finais. Em (*t-1*), a maior correlação identificada ocorreu entre as variáveis CAMBIO e T_ATUACAO_ANO, enquanto em (*t-2*) destacou-se a relação negativa entre CAMBIO e SELIC. De forma geral, os resultados sugerem ausência de problemas relevantes de multicolinearidade, reforçando a estabilidade estatística das estimativas obtidas para a modalidade.

Na modalidade Autogestão (AUTO_G), o período (*t-1*) apresentou correlação positiva muito forte entre indicadores relacionados a mecanismos de supervisão regulatória da ANS (regimes de direção fiscal), sugerindo elevada proximidade conceitual entre as variáveis D_FISCAL $\times$ QUANT_REGIME_DF. Entretanto, no período (*t-2*) observou-se redução da intensidade máxima das correlações, passando para nível forte. Esse comportamento indica melhora relativa na independência linear entre os regressores ao longo do horizonte temporal analisado, reduzindo potencial risco de redundância informacional nos modelos finais.

Na modalidade Cooperativa Médica (COOP_MED), verificaram-se correlações fortes em ambos os períodos analisados. Em (*t-1*), destacou-se a elevada associação entre indicadores de rentabilidade operacional, especialmente entre M_EBIT e MLB, evidenciando proximidade econômica entre medidas derivadas do desempenho operacional das operadoras. Já em (*t-2*), observou-se predominância de correlações relacionadas à estrutura de capital e liquidez, especialmente entre ENDIV_CP e LC. Apesar das magnitudes elevadas, as associações identificadas mostraram-se economicamente coerentes, refletindo relações estruturais esperadas entre indicadores financeiros correlatos.

Na modalidade Cooperativa Odontológica (COOP_OD), as correlações observadas permaneceram predominantemente em níveis fracos a moderados nos dois períodos analisados. Em (*t-1*), destacou-se associação moderada entre ENDIV e PL_Neg, enquanto em (*t-2*) a maior correlação observada ocorreu entre ENDIV e IRF_low, embora ainda em magnitude reduzida.

De forma geral, as associações identificadas não evidenciaram padrões relevantes de multicolinearidade, sugerindo adequada independência linear entre os indicadores selecionados pelos modelos finais.

A modalidade Filantropia (FILANT) apresentou padrão relativamente estável entre $(t-1)$ e $(t-2)$, com destaque para correlação forte entre a variável contínua de endividamento de curto prazo (ENDIV_CP) e ENDIV_CP_high. Esse comportamento era esperado, dado que ambas as variáveis representam dimensões relacionadas ao mesmo fenômeno econômico-financeiro. Além disso, observou-se correlação negativa moderada entre diferentes faixas de classificações do IDSS, indicando comportamento inverso entre determinadas categorias de desempenho regulatório das operadoras.

Na modalidade Medicina de Grupo (MED_GR), foram observadas correlações moderadas e fortes nos dois períodos analisados. Em $(t-1)$, destacou-se a forte associação entre indicadores relacionados ao ressarcimento ao SUS (TEM_ABI_RES_SUS) e cobrança de ABI (TX_COBR_ABI_SUS), enquanto em $(t-2)$ observou-se maior intensidade das correlações associadas ao endividamento de curto prazo (ENDIV_CP_high $\times$ ENDIV_CP). Os resultados sugerem existência de relações estruturais importantes entre indicadores regulatórios, financeiros e operacionais, embora sem evidências generalizadas de multicolinearidade severa.

Na modalidade Odontologia de Grupo (OD_GR), verificou-se padrão praticamente idêntico entre os períodos $(t-1)$ e $(t-2)$. As maiores correlações ocorreram entre variáveis contínuas e dummies derivadas do mesmo indicador de endividamento de longo prazo (ENDIV_LP_high $\times$ ENDIV_LP), apresentando magnitudes muito fortes. Além disso, observou-se correlação negativa forte entre (R_Liq_Neg $\times$ ROE). Apesar das elevadas magnitudes, tais relações mostraram-se economicamente esperadas, não representando necessariamente comprometimento da estabilidade dos modelos.

Na modalidade Seguradora Especializada em Saúde (SEG_ESP), observou-se alteração do padrão predominante de correlação entre os períodos analisados. Em $(t-1)$, destacou-se correlação positiva forte entre CARGA_RES_SUS e INADIM_RES_SUS, bem como correlação negativa forte entre DIVIDA_LP e CE_high, enquanto em $(t-2)$ a principal associação passou a ocorrer entre indicadores de liquidez corrente e liquidez geral. Os resultados evidenciam coerência econômica entre variáveis pertencentes ao mesmo bloco financeiro, especialmente no que se refere à liquidez e ao endividamento das operadoras.

De modo geral, os resultados evidenciaram ausência de padrão generalizado de correlações extremamente elevadas entre os indicadores selecionados, sugerindo ausência de problemas severos de multicolinearidade nos modelos finais. As principais correlações

observadas ocorreram entre variáveis conceitualmente relacionadas, especialmente indicadores associados à rentabilidade, liquidez, estrutura patrimonial e eficiência operacional.

Os resultados demonstram que, embora algumas modalidades apresentem correlações fortes ou muito fortes entre variáveis específicas, não se observa padrão generalizado de multicolinearidade severa. Em geral, as maiores associações ocorreram entre indicadores pertencentes ao mesmo bloco econômico-financeiro, como endividamento, liquidez, rentabilidade e variáveis regulatórias, o que é compatível com a natureza contábil e operacional dos dados analisados.

Complementarmente, procedeu-se ao diagnóstico da multicolinearidade por meio do VIF e da Tolerância ($1/VIF$), conforme apresentado na tabelas 45. Considerando o elevado volume de indicadores analisados e a predominância de valores reduzidos de VIF nos modelos finais, optou-se por apresentar, no corpo do texto, apenas uma síntese consolidada dos diagnósticos de multicolinearidade por modalidade e período, destacando os casos mais relevantes.

A interpretação dos diagnósticos de multicolinearidade foi realizada de forma conjunta entre matriz de correlação, VIF e Tolerância, conforme recomendações amplamente utilizadas na literatura de econometria e análise multivariada (Gujarati; Porter, 2011; Hair *et al.*, 2009; Fávero *et al.*, 2009). De forma geral, valores de VIF próximos de 1 indicam ausência de colinearidade relevante, enquanto valores superiores a 5 podem sugerir aumento do risco de multicolinearidade moderada ou elevada.

Tabela 45 - Síntese do diagnóstico de multicolinearidade (VIF e Tolerância) por modalidade e período

Modalidade	Período	Maior VIF	Indicador	Menor Tolerância	Diagnóstico
ADM_BENF	t-1	1,208	CAMBIO	0,8278	Ausência de multicolinearidade relevante
ADM_BENF	t-2	1,331	CAMBIO	0,7513	Ausência de multicolinearidade relevante
AUTO_G	t-1	4,782	D_FISCAL	0,2091	Multicolinearidade moderada localizada
AUTO_G	t-2	2,137	COMB_m_alto	0,4679	Baixa multicolinearidade
COOP_MED	t-1	3,166	M_EBIT	0,3159	Multicolinearidade moderada
COOP_MED	t-2	3,910	ENDIV_CP	0,2558	Multicolinearidade moderada
COOP_OD	t-1	1,533	ENDIV	0,6523	Ausência de multicolinearidade relevante
COOP_OD	t-2	1,249	ENDIV	0,8006	Ausência de multicolinearidade relevante
FILANT	t-1	2,054	ENDIV_CP	0,4869	Baixa multicolinearidade
FILANT	t-2	1,858	ENDIV_CP_high	0,5382	Baixa multicolinearidade
MED_GR	t-1	2,127	TEM_ABI_RES_SUS	0,4701	Baixa multicolinearidade

Modalidade	Período	Maior VIF	Indicador	Menor Tolerância	Diagnóstico
MED_GR	t-2	3,065	ENDIV_CP	0,3263	Multicolinearidade moderada
OD_GR	t-1	2,471	ENDIV_LP	0,4047	Baixa multicolinearidade
OD_GR	t-2	2,451	ENDIV_LP	0,4080	Baixa multicolinearidade
SEG_ESP	t-1	2,031	R_Liq_Neg	0,4924	Baixa multicolinearidade
SEG_ESP	t-2	2,062	LC	0,4850	Baixa multicolinearidade

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

Na modalidade Administradora de Benefícios (ADM_BENF), os maiores valores de VIF permaneceram baixos e relativamente estáveis entre os períodos (*t-1*) e (*t-2*). Em (*t-1*), destacou-se a variável CAMBIO, com VIF de 1,208 e Tolerância mínima de 0,8278, enquanto em (*t-2*) o maior valor observado foi 1,331, também associado à variável CAMBIO, com Tolerância de 0,7513. Os resultados sugerem reduzido grau de associação linear entre os indicadores explicativos dos modelos finais, sem evidências de multicolinearidade relevante que pudesse comprometer a estabilidade das estimativas obtidas.

Na modalidade Autogestão (AUTO_G), observou-se redução importante do maior VIF entre os períodos (*t-1*) e (*t-2*), passando de 4,782 na variável D_FISCAL para 2,137 em COMB_m_alto. Paralelamente, verificou-se aumento da menor Tolerância de 0,2091 para 0,4679, sugerindo melhora relativa na independência linear entre os indicadores explicativos ao longo do horizonte temporal analisado. Embora o período (*t-1*) tenha apresentado níveis moderados de multicolinearidade associados aos mecanismos de supervisão regulatória da ANS, os resultados permaneceram abaixo dos limites tradicionalmente utilizados para caracterização de multicolinearidade severa.

Na modalidade Cooperativa Médica (COOP_MED), verificaram-se os maiores níveis de VIF entre os modelos analisados, especialmente em (*t-2*), quando a variável ENDIV_CP apresentou VIF de 3,910 e Tolerância mínima de 0,2558. Em (*t-1*), destacou-se M_EBIT, com VIF de 3,166 e Tolerância de 0,3159. Apesar das magnitudes moderadas, os resultados permaneceram abaixo dos limites usualmente associados à multicolinearidade severa, sugerindo que as associações observadas refletem predominantemente relações econômicas esperadas entre indicadores de estrutura de capital, liquidez e rentabilidade operacional.

Na modalidade Cooperativa Odontológica (COOP_OD), os valores de VIF permaneceram baixos em ambos os períodos analisados. Em (*t-1*), o maior valor foi observado para ENDIV, com VIF de 1,533 e Tolerância mínima de 0,6523, enquanto em (*t-2*) o maior VIF reduziu para 1,249, também associado à variável ENDIV, acompanhado de Tolerância de

0,8006. Os resultados evidenciam reduzido grau de colinearidade entre os regressores, sugerindo adequada estabilidade estatística dos modelos finais.

A modalidade Filantropia (FILANT) apresentou comportamento relativamente estável dos diagnósticos de VIF entre os períodos $(t-1)$ e $(t-2)$. Em $(t-1)$, a variável ENDIV_CP apresentou VIF de 2,054 e Tolerância mínima de 0,4869, enquanto em $(t-2)$ destacou-se ENDIV_CP_high, com VIF de 1,858 e Tolerância de 0,5382. Os resultados sugerem baixa multicolinearidade entre os indicadores selecionados, sendo as maiores associações observadas relacionadas ao mesmo fenômeno econômico-financeiro do endividamento de curto prazo.

Na modalidade Medicina de Grupo (MED_GR), observou-se aumento moderado do maior VIF em $(t-2)$. Em $(t-1)$, a variável TEM_ABI_RES_SUS apresentou VIF de 2,127 e Tolerância mínima de 0,4701, enquanto em $(t-2)$ a variável ENDIV_CP atingiu VIF de 3,065 e Tolerância de 0,3263. Apesar do aumento observado no segundo período, os resultados permaneceram abaixo dos limites críticos usualmente empregados na literatura, não indicando comprometimento relevante da estabilidade estatística dos modelos finais.

Na modalidade Odontologia de Grupo (OD_GR), os maiores valores de VIF permaneceram relativamente estáveis entre $(t-1)$ e $(t-2)$. Em $(t-1)$, a variável ENDIV_LP apresentou VIF de 2,471 e Tolerância mínima de 0,4047, enquanto em $(t-2)$ o maior valor observado foi 2,451, também associado à variável ENDIV_LP, com Tolerância de 0,4080. Esse comportamento reflete associação esperada entre a variável contínua de endividamento de longo prazo e indicadores relacionados ao mesmo fenômeno econômico-financeiro, sem evidências de comprometimento relevante da estabilidade dos modelos.

Na modalidade Seguradora Especializada em Saúde (SEG_ESP), os diagnósticos de VIF permaneceram baixos e relativamente estáveis entre os períodos analisados. Em $(t-1)$, destacou-se a variável R_Liq_Neg, com VIF de 2,031 e Tolerância mínima de 0,4924, enquanto em $(t-2)$ o maior valor foi observado para LC, com VIF de 2,062 e Tolerância de 0,4850. Os resultados sugerem reduzido risco de multicolinearidade relevante, reforçando a consistência estatística dos modelos finais da modalidade.

De forma geral, os resultados evidenciaram baixos níveis de multicolinearidade entre os indicadores explicativos, com predominância de valores de VIF inferiores a 5 e tolerâncias substancialmente superiores ao limite crítico de 0,10, sugerindo adequada independência linear entre os regressores.

Os resultados reforçam a estabilidade estatística dos modelos finais e indicam que as correlações observadas entre determinados indicadores decorrem predominantemente de

relações econômicas e contábeis esperadas, não representando, isoladamente, comprometimento relevante das estimativas obtidas.

De maneira complementar aos diagnósticos de matriz de correlação, VIF e Tolerância, procedeu-se à verificação dos critérios $BKW \geq 30$ e $BKM \geq 10$, com o objetivo de avaliar a suficiência estrutural das observações válidas utilizadas nos diagnósticos de multicolinearidade.

Tabela 46 - Síntese dos critérios de suficiência estrutural dos diagnósticos de multicolinearidade ($BKW \geq 30$ e $BKM \geq 10$)

Modalidade	Período	$BKW \geq 30$	$BKM \geq 10$	Diagnóstico
ADM_BENF	t-1	0	0	Critérios integralmente atendidos
ADM_BENF	t-2	0	0	Critérios integralmente atendidos
AUTO_G	t-1	0	2	Ocorrências pontuais de baixa frequência
AUTO_G	t-2	0	0	Critérios integralmente atendidos
COOP_MED	t-1	0	0	Critérios integralmente atendidos
COOP_MED	t-2	0	0	Critérios integralmente atendidos
COOP_OD	t-1	0	1	Ocorrência pontual sem impacto relevante
COOP_OD	t-2	0	0	Critérios integralmente atendidos
FILANT	t-1	0	0	Critérios integralmente atendidos
FILANT	t-2	0	0	Critérios integralmente atendidos
MED_GR	t-1	0	1	Ocorrência pontual sem impacto relevante
MED_GR	t-2	0	1	Ocorrência pontual sem impacto relevante
OD_GR	t-1	0	0	Critérios integralmente atendidos
OD_GR	t-2	0	0	Critérios integralmente atendidos
SEG_ESP	t-1	1	1	Ocorrência pontual associada a baixa frequência
SEG_ESP	t-2	1	1	Ocorrência pontual associada a baixa frequência

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

A tabela 46 demonstra predominância de atendimento integral aos critérios de suficiência estrutural dos diagnósticos de multicolinearidade, considerando os parâmetros $BKW \geq 30$ e $BKM \geq 10$. As ocorrências diferentes de zero permaneceram restritas a poucos modelos específicos, concentrando-se em AUTO_G (*t-1*), COOP_OD (*t-1*), MED_GR (*t-1*) e (*t-2*) e SEG_ESP (*t-1*) e (*t-2*). De forma geral, os resultados indicam ausência de padrão disseminado de insuficiência estrutural dos dados utilizados nos diagnósticos de matriz de correlação, VIF e Tolerância. Destaca-se ainda que os critérios $BKW \geq 30$ permaneceram

restritos exclusivamente à modalidade SEG_ESP, sugerindo ocorrência localizada e associada à baixa frequência amostral observada nessa modalidade.

Para facilitar a leitura dos casos que demandam maior atenção, a tabela 47 apresenta apenas o recorte dos modelos em que os critérios $BKW \geq 30$ e/ou $BKM \geq 10$ apresentaram valores diferentes de zero.

Tabela 47 - Modelos com ocorrências nos critérios $BKW \geq 30$ e $BKM \geq 10$

Modalidade	Período	$BKW \geq 30$	$BKM \geq 10$	Diagnóstico
AUTO_G	t-1	0	2	Ocorrência pontual
COOP_OD	t-1	0	1	Ocorrência pontual
MED_GR	t-1	0	1	Ocorrência pontual
MED_GR	t-2	0	1	Ocorrência pontual
SEG_ESP	t-1	1	1	Baixa frequência
SEG_ESP	t-2	1	1	Baixa frequência

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

Observa-se que as ocorrências ficaram restritas a AUTO_G (*t-1*), COOP_OD (*t-1*), MED_GR (*t-1*) e (*t-2*) e SEG_ESP (*t-1*) e (*t-2*), indicando que os registros diferentes de zero foram localizados e não configuraram padrão generalizado de insuficiência estrutural dos dados.

De forma geral, os resultados sugerem adequada estabilidade amostral para a maior parte dos modelos estimados, sem evidências de comprometimento relevante da robustez estatística das análises de multicolinearidade realizadas.

Superada a etapa de diagnóstico da multicolinearidade, procedeu-se à avaliação da qualidade de ajuste dos modelos logísticos estimados para cada modalidade de operadora e horizonte temporal analisado. Para isso, foram examinadas métricas relacionadas ao ajuste global, capacidade explicativa e significância estatística dos modelos, conforme apresentado nas tabelas 48 (*t-1*) e 49 (*t-2*).

Cumprido destacar que os modelos foram estimados separadamente por modalidade de operadora, considerando as especificidades econômico-financeiras, regulatórias e operacionais inerentes a cada segmento da saúde suplementar. Dessa forma, os indicadores de ajuste apresentados possuem interpretação restrita ao contexto de cada modalidade, não sendo objetivo da pesquisa estabelecer comparações diretas de desempenho entre os modelos estimados.

Adicionalmente, as tabelas também apresentam informações relacionadas à estrutura amostral dos modelos, incluindo número de operadoras, quantidade de eventos de insolvência

(VD_Y = 1), total de registros disponíveis, observações efetivamente utilizadas nas estimações e perdas temporais decorrentes da aplicação dos lags ($t-1$) e ($t-2$).

Os resultados referentes aos modelos estimados para o horizonte temporal de um ano anterior ao evento de insolvência ($t-1$) encontram-se apresentados na tabela 48.

Tabela 48 - Estatísticas gerais e indicadores de ajuste dos modelos logísticos estimados para as modalidades de OPS ($t-1$)

Indicadores ($t-1$)	ADM	BENF	AUTO	G	COOP	MED	COOP	OD	FILANT	MED	GR	OD	GR	SEG	ESP
OPS na base		271		173		338		133		103		575		415	14
Eventos de insolvência (VD_Y = 1)		177		65		233		64		201		958		441	13
Registros da base		1867		2245		5292		1946		1056		5341		3575	187
Observações		1584		2070		5049		1809		952		4745		3137	173
Perdas temporais lags ($t-1$)		283		175		243		137		104		596		438	14
R ² de McFadden	0,104787		0,713826		0,548918		0,517273		0,334749		0,257793		0,189293		0,737627
R ² ajustado	0,092470		0,614196		0,508106		0,474963		0,285079		0,243507		0,163564		0,599995
Log da verossimilhança	-436,0881		-74,68184		-386,8424		-125,5012		-308,0499		-1610,637		-945,3012		-11,43800
Critério de Akaike (AIC)	884,1763		201,3637		843,6847		273,0024		662,0998		3283,274		1950,602		34,87599
Critério de Schwarz (BIC)	916,3825		347,8816		1072,128		333,5082		773,8468		3483,684		2132,133		53,79574
Teste LR Qui-quadrado	102,091		372,569		941,49		268,965		310,017		1118,85		441,439		64,3129
Teste LR p-valor	0,0000		0,0000		0,0000		0,0000		0,0000		0,0000		0,0000		0,0000

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

Complementarmente, a tabela 49 apresenta as estatísticas gerais e os indicadores de ajuste dos modelos logísticos estimados para o horizonte temporal de dois anos anteriores ao evento de insolvência ($t-2$).

Tabela 49 - Estatísticas gerais e indicadores de ajuste dos modelos logísticos estimados para as modalidades de OPS ($t-2$)

Indicadores ($t-2$)	ADM	BENF	AUTO	G	COOP	MED	COOP	OD	FILANT	MED	GR	OD	GR	SEG	ESP
OPS na base		271		173		338		133		103		575		415	14
Eventos de insolvência (VD_Y = 1)		177		65		233		64		201		958		441	13
Registros da base		1867		2245		5292		1946		1056		5341		3575	187
Observações		1344		1902		4713		1681		853		4230		2777	159
Perdas temporais lags ($t-2$)		523		343		579		265		203		1111		798	28
R ² de McFadden	0,128106		0,612742		0,518635		0,419249		0,359491		0,254413		0,181415		0,810004
R ² ajustado	0,113437		0,534910		0,480365		0,385746		0,306247		0,235795		0,160995		0,609962
Log da verossimilhança	-356,6152		-89,56075		-364,7669		-138,6739		-264,6535		-1401,632		-841,8293		-7,598207
Critério de Akaike (AIC)	725,2304		215,1215		787,5338		293,3478		573,3070		2873,264		1725,659		31,19641
Critério de Schwarz (BIC)	756,4508		315,0334		974,8181		336,7650		677,7797		3095,512		1850,170		55,74765
Teste LR Qui-quadrado	104,794		283,416		786,019		200,22		297,078		956,543		373,134		64,7866
Teste LR p-valor	0,0000		0,0000		0,0000		0,0000		0,0000		0,0000		0,0000		0,0000

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

De forma geral, os modelos estimados apresentaram resultados estatisticamente significativos em todas as modalidades e períodos analisados, conforme evidenciado pelos testes LR Qui-quadrado e respectivos p-valores inferiores a 0,01.

Os coeficientes de determinação de McFadden indicaram diferentes níveis de capacidade explicativa entre as modalidades, refletindo as especificidades estruturais, operacionais e regulatórias inerentes a cada segmento da saúde suplementar. Observou-se,

ainda, redução do número de observações entre os períodos ($t-1$) e ($t-2$), decorrente da estrutura temporal dos modelos com defasagens, sem comprometimento relevante da robustez estatística das estimações realizadas.

Os indicadores complementares de ajuste, incluindo log da verossimilhança, critérios de informação de *Akaike* (*AIC*) e *Schwarz* (*BIC*), mostraram-se consistentes com os resultados gerais de adequação estatística observados nos modelos estimados, reforçando a qualidade de ajuste e a parcimônia das especificações selecionadas (Akaike, 1974; Schwarz, 1978; Hosmer; Lemeshow; Sturdivant, 2013).

Em conjunto, os resultados sugerem adequada qualidade de ajuste dos modelos logísticos estimados, permitindo avançar para a avaliação discriminatória dos modelos logísticos e, posteriormente, a análise dos modelos logísticos finais com análise dos coeficientes, *odds ratios* e efeitos marginais médios associados aos indicadores identificados como *red flags* de risco de insolvência nas diferentes modalidades de OPS.

4.4.2 Avaliação discriminatória dos modelos logísticos

Além das métricas de ajuste global, procedeu-se à avaliação da capacidade discriminatória dos modelos logísticos estimados, com o objetivo de verificar a capacidade dos modelos em distinguir operadoras insolventes e solventes. Para isso, foram analisadas métricas derivadas das matrizes de confusão e das curvas ROC, incluindo sensibilidade, especificidade, acurácia, taxa de erro, valores preditivos e área sob a curva (AUC), conforme apresentado nas tabelas 50 ($t-1$) e 51 ($t-2$).

Os resultados referentes à capacidade discriminatória dos modelos estimados para o horizonte temporal de um ano anterior ao evento de insolvência ($t-1$) encontram-se apresentados na tabela 50.

Tabela 50 - Capacidade discriminatória dos modelos logísticos estimados para as modalidades de OPS ($t-1$)

Indicadores	ADM_BENF	AUTO_G	COOP_MED	COOP_OD	FILANT	MED_GR	OD_GR	SEG_ESP
Previsões corretas	1443	2041	4896	1760	814	4035	2774	172
% acerto	91,1%	98,6%	97,0%	97,3%	85,5%	85,0%	88,4%	99,4%
VN	1437	2004	4804	1738	734	3805	2721	161
FP	1	9	40	12	37	129	32	0
FN	140	20	113	37	101	581	331	1
VP	6	37	92	22	80	230	53	11
VPP	0,8571	0,8043	0,6970	0,6471	0,6838	0,6407	0,6235	1,0000
VPN	0,9112	0,9901	0,9770	0,9792	0,8790	0,8675	0,8915	0,9938
Sensibilidade (Recall)	0,0411	0,6491	0,4488	0,3729	0,4419	0,2836	0,1380	0,9167
Especificidade	0,9993	0,9955	0,9917	0,9931	0,9520	0,9672	0,9884	1,0000
Acurácia	0,9110	0,9859	0,9697	0,9729	0,8550	0,8504	0,8843	0,9942
Taxa de erro	0,0890	0,0140	0,0303	0,0271	0,1450	0,1496	0,1157	0,0058

Indicadores	ADM_BENF	AUTO_G	COOP_MED	COOP_OD	FILANT	MED_GR	OD_GR	SEG_ESP
FPR (Falso Positivo)	0,0007	0,0045	0,0083	0,0069	0,0480	0,0328	0,0116	0,0000
AUC	0,7378	0,9913	0,9668	0,9678	0,8753	0,8427	0,8002	0,9720

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

Complementarmente, a tabela 51 apresenta os resultados relacionados à capacidade discriminatória dos modelos estimados para o horizonte temporal de dois anos anteriores ao evento de insolvência ($t-2$).

Tabela 51 - Capacidade discriminatória dos modelos logísticos estimados para as modalidades de OPS ($t-2$)

Indicadores	ADM_BENF	AUTO_G	COOP_MED	COOP_OD	FILANT	MED_GR	OD_GR	SEG_ESP
Previsões corretas	1222	1869	4570	1631	738	3628	2464	157
% acerto	90,9%	98,3%	97,0%	97,0%	86,5%	85,8%	88,7%	98,7%
VN	1217	1844	4503	1617	662	3434	2414	147
FP	5	8	32	10	30	107	25	1
FN	117	25	111	40	85	495	288	1
VP	5	25	67	14	76	194	50	10
VPP	0,5000	0,7576	0,6768	0,5833	0,7170	0,6445	0,6667	0,9091
VPN	0,9123	0,9866	0,9759	0,9759	0,8862	0,8740	0,8934	0,9932
Sensibilidade (Recall)	0,0410	0,5000	0,3764	0,2593	0,4720	0,2816	0,1479	0,9091
Especificidade	0,9959	0,9957	0,9929	0,9939	0,9566	0,9698	0,9897	0,9932
Acurácia	0,9092	0,9826	0,9697	0,9703	0,8652	0,8577	0,8873	0,9874
Taxa de erro	0,0908	0,0174	0,0303	0,0297	0,1348	0,1423	0,1127	0,0126
FPR (Falso Positivo)	0,0041	0,0043	0,0071	0,0061	0,0434	0,0302	0,0103	0,0068
AUC	0,7620	0,9836	0,9629	0,9454	0,8871	0,8416	0,7893	0,9939

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

Conforme evidenciado nas tabelas 50 e 51, os modelos estimados apresentaram, de forma geral, elevados níveis de especificidade e acurácia global, indicando forte capacidade de identificação das operadoras solventes. Em diversas modalidades, os indicadores de especificidade permaneceram superiores a 95%, alcançando, por exemplo, 99,55% em AUTO_G ($t-1$), 99,59% em ADM_BENF ($t-2$) e 100% em SEG_ESP ($t-1$). De maneira semelhante, os níveis de acurácia frequentemente superaram 85% dos casos corretamente classificados, atingindo 98,59% em AUTO_G ($t-1$), 96,97% em COOP_MED ($t-1$) e ($t-2$) e 99,42% em SEG_ESP ($t-1$).

Entretanto, observou-se heterogeneidade considerada nos níveis de sensibilidade entre as modalidades analisadas, indicando diferenças importantes na capacidade dos modelos em identificar corretamente operadoras insolventes. Em modalidades como ADM_BENF e OD_GR, por exemplo, verificaram-se baixos níveis de sensibilidade, com *recall* próximo de 4% em ADM_BENF e inferior a 15% em OD_GR, evidenciando limitação na detecção dos eventos de insolvência, mesmo diante de elevados percentuais globais de classificação correta.

Por outro lado, modalidades como AUTO_G e SEG_ESP apresentaram elevados níveis de sensibilidade, especificidade e AUC na amostra de estimação. Esses resultados indicam elevada capacidade discriminatória interna, devendo ser interpretados com cautela diante do reduzido número de eventos de insolvência observado nessas modalidades. Esse comportamento é compatível com contextos de desbalanceamento amostral e baixa frequência relativa de eventos, nos quais modelos classificatórios tendem a apresentar elevada especificidade acompanhada de redução da sensibilidade para identificação da classe minoritária.

Os resultados das áreas sob a curva ROC (AUC) indicaram adequada capacidade discriminatória interna dos modelos estimados, considerando os parâmetros usualmente empregados na literatura estatística aplicada (Hair *et al.*, 2009; Hosmer; Lemeshow; Sturdivant, 2013). De acordo com Hosmer, Lemeshow e Sturdivant (2013), valores de AUC entre 0,7 e 0,8 indicam discriminação aceitável, entre 0,8 e 0,9 discriminação excelente e superiores a 0,9 discriminação excepcional. Nesse contexto, observou-se predominância de modelos classificados entre excelentes e excepcionais na amostra de estimação, com destaque para AUTO_G, com AUC = 0,9913 em (*t-1*), e SEG_ESP, com AUC = 0,9939 em (*t-2*). Esses valores não devem ser interpretados como evidência de desempenho preditivo fora da amostra.

Entretanto, embora os modelos tenham apresentado desempenho global elevado, observou-se heterogeneidade relevante nos níveis de sensibilidade entre as modalidades analisadas. Como exemplo ilustrativo desse comportamento, destaca-se a modalidade Cooperativa Médica (COOP_MED), na qual a sensibilidade permaneceu moderada em ambos os horizontes temporais, atingindo 44,88% em (*t-1*) e 37,64% em (*t-2*). Esses resultados indicam que parte das operadoras insolventes permaneceu classificada como solvente quando utilizado o *threshold* padrão de 0,50, evidenciando ocorrência relativamente elevada de falsos negativos em comparação aos falsos positivos observados nos modelos estimados.

De forma semelhante, o Valor Preditivo Positivo apresentou níveis relativamente elevados para a modalidade, com VPP = 69,70% em (*t-1*) e VPP = 67,68% em (*t-2*), indicando que, na amostra analisada, parcela relevante das Cooperativas Médicas classificadas como insolventes pelo modelo efetivamente apresentou insolvência. Esse resultado sugere que, apesar da sensibilidade moderada observada no *threshold* padrão de 0,50, os sinais positivos emitidos pelos modelos apresentaram, na amostra analisada, proporção relativamente elevada de classificações corretas de insolvência. Essa interpretação deve considerar a prevalência da insolvência na amostra, uma vez que o VPP é sensível à frequência do evento na população avaliada.

Como ilustração complementar dos padrões observados na capacidade discriminatória dos modelos, a tabela 52 apresenta os resultados do Valor Preditivo Positivo (VPP) estimados para a modalidade COOP_MED nos horizontes temporais $(t-1)$ e $(t-2)$.

Tabela 52 - Valor Preditivo Positivo (VPP) dos modelos estimados para a modalidade COOP_MED

Modelo	Threshold	Valor Preditivo Positivo (VPP)	Interpretação Prudencial
$(t-1)$	0,50	69,70%	Confiabilidade relevante dos alertas positivos de insolvência
$(t-2)$	0,50	67,68%	Confiabilidade relevante dos alertas positivos de insolvência

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

Os resultados apresentados na tabela 52 demonstram que os modelos estimados para a modalidade COOP_MED apresentaram alto Valor Preditivo Positivo (VPP) nos dois horizontes temporais analisados. Em termos práticos, isso significa que aproximadamente 70% das operadoras classificadas pelos modelos como insolventes efetivamente apresentavam condição de insolvência. Esse resultado evidencia que, embora os modelos tenham apresentado sensibilidade moderada no *threshold* padrão de 0,50, os alertas positivos emitidos apresentaram grau relevante de confiabilidade para identificação de operadoras com potencial risco de insolvência, reduzindo a ocorrência de classificações positivas incorretas.

Esse comportamento evidencia que, embora os modelos apresentem elevada especificidade e elevada capacidade de classificação das operadoras solventes, ainda existe limitação na identificação antecipada de parte das operadoras insolventes, especialmente em função do desbalanceamento da amostra e da menor frequência relativa do evento de insolvência na base analisada.

Para os propósitos desta pesquisa, voltada à identificação de *red flags* de risco de insolvência, os falsos negativos representam situação particularmente relevante do ponto de vista prudencial. Enquanto um falso positivo implica alertar uma operadora saudável, gerando possíveis efeitos como monitoramento adicional, supervisão extra e aumento de custos regulatórios, o falso negativo significa não identificar uma operadora com efetivo processo de deterioração econômico-financeira.

Nesse contexto, a não identificação antecipada de operadoras insolventes pode resultar em consequências potencialmente mais severas, como agravamento da insolvência, impactos assistenciais, prejuízos aos beneficiários, aumento do risco sistêmico e intervenções regulatórias tardias.

Assim, sob a perspectiva da teoria da sinalização e da supervisão prudencial baseada em risco, torna-se desejável que os modelos apresentem maior capacidade de geração de alertas

preventivos, ainda que isso implique ocorrência moderada de falsos positivos, em vez de deixar de identificar operadoras efetivamente expostas ao risco de insolvência.

Diante da relevância dos falsos negativos no contexto da supervisão prudencial e da identificação precoce de sinais de deterioração econômico-financeira, procedeu-se à análise complementar dos modelos por meio da simulação de diferentes pontos de corte (*thresholds*) para classificação das operadoras.

Além do *threshold* padrão de 0,50, também foram avaliados os *thresholds* de 0,30 e 0,20, com o objetivo de verificar os impactos dessas alterações sobre a sensibilidade, especificidade e distribuição dos erros de classificação.

Essa abordagem permite analisar o *trade-off* entre falsos positivos e falsos negativos, considerando que, para os objetivos desta pesquisa, a ampliação da capacidade de detecção de operadoras potencialmente insolventes pode ser mais relevante do que a redução estrita de alertas preventivos classificados incorretamente.

Com o objetivo de avaliar os efeitos da alteração dos *thresholds* sobre a capacidade discriminatória dos modelos, a tabela 53 apresenta os resultados das simulações realizadas para os pontos de corte de 0,50, 0,30 e 0,20 no horizonte temporal (*t-1*).

Tabela 53 - Simulação dos thresholds e impactos sobre a capacidade discriminatória dos modelos (*t-1*)

Indicadores (t-1)	ADM_BENF	AUTO_G	COOP_MED	COOP_OD	FILANT	MED_GR	OD_GR	SEG_ESP
Sensibilidade (Threshold 0,5)	0,04109589	0,649122807	0,448780488	0,372881356	0,44198895	0,283600493	0,138020833	0,916666667
Especificidade (Threshold 0,5)	0,99930459	0,995529061	0,991742362	0,993142857	0,952010376	0,967208948	0,988376317	1
Acurácia (Threshold 0,5)	0,910984848	0,985990338	0,96969697	0,972913212	0,855042017	0,850368809	0,884284348	0,994219653
Taxa de erro (Threshold 0,5)	0,089015152	0,014009662	0,03030303	0,027086788	0,144957983	0,149631191	0,115715652	0,005780347
VN (Threshold 0,5)	1437	2004	4804	1738	734	3805	2721	161
FP (Threshold 0,5)	1	9	40	12	37	129	32	0
FN (Threshold 0,5)	140	20	113	37	101	581	331	1
VP (Threshold 0,5)	6	37	92	22	80	230	53	11
Sensibilidade (Threshold 0,3)	0,102739726	0,736842105	0,585365854	0,576271186	0,651933702	0,586929716	0,333333333	0,916666667
Especificidade (Threshold 0,3)	0,982614743	0,989071038	0,980388109	0,986857143	0,859922179	0,880528724	0,944424264	0,98136646
Acurácia (Threshold 0,3)	0,901515152	0,982125604	0,964349376	0,973466003	0,820378151	0,830347734	0,869620657	0,976878613
Taxa de erro (Threshold 0,3)	0,098484848	0,017874396	0,035650624	0,026533997	0,179621849	0,169652266	0,130379343	0,023121387
VN (Threshold 0,3)	1413	1991	4749	1727	663	3464	2600	158
FP (Threshold 0,3)	25	22	95	23	108	470	153	3
FN (Threshold 0,3)	131	15	85	25	63	335	256	1
VP (Threshold 0,3)	15	42	120	34	118	476	128	11
Sensibilidade (Threshold 0,2)	0,267123288	0,771929825	0,697560976	0,661016949	0,817679558	0,737361282	0,494791667	0,916666667
Especificidade (Threshold 0,2)	0,915855355	0,983606557	0,972336912	0,977714286	0,785992218	0,778851042	0,862695242	0,98136646
Acurácia (Threshold 0,2)	0,856060606	0,977777778	0,961180432	0,967385296	0,792016807	0,771759747	0,817660185	0,976878613
Taxa de erro (Threshold 0,2)	0,143939394	0,022222222	0,038819568	0,032614704	0,207983193	0,228240253	0,182339815	0,023121387
VN (Threshold 0,2)	1317	1980	4710	1711	606	3064	2375	158
FP (Threshold 0,2)	121	33	134	39	165	870	378	3
FN (Threshold 0,2)	107	13	62	20	33	213	194	1
VP (Threshold 0,2)	39	44	143	39	148	598	190	11

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

A seguir a tabela 54 apresenta os resultados das simulações dos *thresholds* para os modelos estimados no horizonte temporal (*t-2*), permitindo analisar os impactos da redução dos

pontos de corte sobre a capacidade de detecção de operadoras potencialmente insolventes e sobre o *trade-off* entre falsos positivos e falsos negativos.

Tabela 54 - Simulação dos thresholds e impactos sobre a capacidade discriminatória dos modelos (*t-2*)

Indicadores (t-2)	ADM_BENF	AUTO_G	COOP_MED	COOP_OD	FILANT	MED_GR	OD_GR	SEG_ESP
Sensibilidade (Threshold 0,5)	0,040983607	0,5	0,376404494	0,259259259	0,472049689	0,281567489	0,147928994	0,909090909
Especificidade (Threshold 0,5)	0,995908347	0,995680346	0,992943771	0,993853719	0,956647399	0,969782547	0,989749897	0,993243243
Acurácia (Threshold 0,5)	0,90922619	0,982649842	0,969658392	0,9702558	0,865181712	0,857683215	0,887288441	0,987421384
Taxa de erro (Threshold 0,5)	0,09077381	0,017350158	0,030341608	0,0297442	0,134818288	0,142316785	0,112711559	0,012578616
VN (Threshold 0,5)	1217	1844	4503	1617	662	3434	2414	147
FP (Threshold 0,5)	5	8	32	10	30	107	25	1
FN (Threshold 0,5)	117	25	111	40	85	495	288	1
VP (Threshold 0,5)	5	25	67	14	76	194	50	10
Sensibilidade (Threshold 0,3)	0,139344262	0,6	0,58988764	0,444444444	0,670807453	0,557329463	0,298816568	0,909090909
Especificidade (Threshold 0,3)	0,975450082	0,985421166	0,983020948	0,984019668	0,880057803	0,884213499	0,94300943	0,986486486
Acurácia (Threshold 0,3)	0,899553571	0,975289169	0,968173138	0,966686496	0,84056272	0,830969267	0,864602089	0,981132075
Taxa de erro (Threshold 0,3)	0,100446429	0,024710831	0,031826862	0,033313504	0,15943728	0,169030733	0,135397911	0,018867925
VN (Threshold 0,3)	1192	1825	4458	1601	609	3131	2300	146
FP (Threshold 0,3)	30	27	77	26	83	410	139	2
FN (Threshold 0,3)	105	20	73	30	53	305	237	1
VP (Threshold 0,3)	17	30	105	24	108	384	101	10
Sensibilidade (Threshold 0,2)	0,393442623	0,64	0,657303371	0,537037037	0,832298137	0,714078374	0,476331361	1
Especificidade (Threshold 0,2)	0,91898527	0,981101512	0,972216097	0,977258758	0,784682081	0,786218582	0,867568676	0,97972973
Acurácia (Threshold 0,2)	0,871279762	0,972134595	0,960322512	0,963117192	0,793669402	0,774468085	0,819949586	0,981132075
Taxa de erro (Threshold 0,2)	0,128720238	0,027865405	0,039677488	0,036882808	0,206330598	0,225531915	0,180050414	0,018867925
VN (Threshold 0,2)	1123	1817	4409	1590	543	2784	2116	145
FP (Threshold 0,2)	99	35	126	37	149	757	323	3
FN (Threshold 0,2)	74	18	61	25	27	197	177	0
VP (Threshold 0,2)	48	32	117	29	134	492	161	11

Fonte: Elaborado pelo autor (2026).

A análise dos *thresholds* alternativos evidenciou melhora substancial da sensibilidade dos modelos logísticos à medida que houve redução do ponto de corte para classificação das probabilidades previstas.

Como exemplo ilustrativo, na modalidade COOP_MED, no modelo (*t-1*), a sensibilidade aumentou de 44,88% no *threshold* de 0,50 e para 58,54% no *threshold* de 0,30, alcançando 69,76% no *threshold* de 0,20. Resultado semelhante foi observado no modelo (*t-2*), no qual a sensibilidade aumentou de 37,64% para 58,99% e posteriormente para 65,73%, respectivamente.

Embora a redução do *threshold* tenha provocado aumento gradual dos falsos positivos e redução moderada da especificidade, os níveis de especificidade permaneceram elevados mesmo nos *thresholds* inferiores. No modelo (*t-1*), a especificidade reduziu de 99,17% para 98,04% e posteriormente para 97,23%, enquanto no modelo (*t-2*) a especificidade passou de 99,29% para 98,30% e posteriormente para 97,22%.

Dessa forma, os resultados sugerem que a adoção de *thresholds* inferiores ao limite convencional de 0,50 pode ampliar a capacidade de identificação precoce de cooperativas médicas em processo de deterioração econômico-financeira. Esse comportamento mostra-se

particularmente relevante em contextos de supervisão prudencial baseada em risco, nos quais a redução de falsos negativos tende a ser mais importante do que o aumento moderado de falsos positivos, sobretudo para fins de monitoramento preventivo e intervenção antecipada.

Prosseguindo com a análise, mesmo diante das limitações associadas aos falsos negativos observados nos *thresholds* convencionais, apresenta-se as matrizes de confusão com *threshold=0,50* e as curvas ROC/AUC de cada uma das modalidades de operadoras para a visão global dos *thresholds* a partir deste padrão.

A tabela 55 apresentam as matrizes de confusão estimadas para os modelos logísticos das diferentes modalidades de operadoras de planos de saúde nos horizontes temporais $(t-1)$ e $(t-2)$.

Tabela 55 - Matriz de confusão do modelo logístico
Administradora de Benefício – ADM_BENEF

(t-1)		Previsto	
		0	1
Efetivo	0	1437	1
	1	140	6

(t-2)		Previsto	
		0	1
Efetivo	0	1217	5
	1	117	5

Autogestão – AUTO_G

(t-1)		Previsto	
		0	1
Efetivo	0	2004	9
	1	20	37

(t-2)		Previsto	
		0	1
Efetivo	0	1844	8
	1	25	25

Cooperativa Médica – COOP_MED

(t-1)		Previsto	
		0	1
Efetivo	0	4804	40
	1	113	92

(t-2)		Previsto	
		0	1
Efetivo	0	4503	32
	1	111	67

Cooperativa Odontológica – COOP_OD

(t-1)		Previsto	
		0	1
Efetivo	0	1838	12
	1	37	22

(t-2)		Previsto	
		0	1
Efetivo	0	1617	10
	1	40	14

Filantropia - FILANT

(t-1)		Previsto	
		0	1
Efetivo	0	734	37
	1	101	80

(t-2)		Previsto	
		0	1
Efetivo	0	662	30
	1	85	76

Medicina de Grupo – MED_GR

(t-1)		Previsto	
		0	1
Efetivo	0	3805	129
	1	581	230

Odontologia de Grupo – OD_GR

(t-1)		Previsto	
		0	1
Efetivo	0	2721	32
	1	331	53

(t-2)		Previsto	
		0	1
Efetivo	0	3434	107
	1	495	194

(t-2)		Previsto	
		0	1
Efetivo	0	2414	25
	1	288	50

Seguradoras Especializadas em Saúde

(t-1)		Previsto	
		0	1
Efetivo	0	161	0
	1	1	11

(t-2)		Previsto	
		0	1
Efetivo	0	147	1
	1	1	10

Fonte: Elaborador pelo autor (2026)

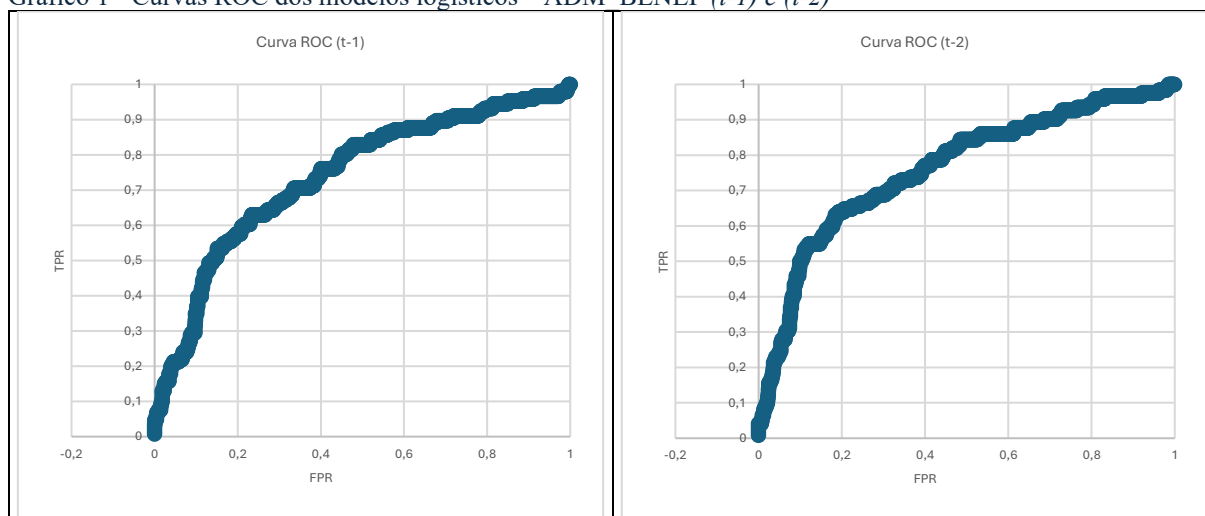
Para construção das curvas ROC e cálculo da área sob a curva (AUC), foi necessária a criação da variável VD_Y_hat , correspondente às probabilidades previstas pelos modelos logísticos para cada observação da base de dados.

Diferentemente da variável observada VD_Y , que representa a condição efetiva das operadoras ($VD_Y = 1$ para operadoras insolventes e $VD_Y = 0$ para operadoras solventes), a variável VD_Y_hat representa a probabilidade estimada de insolvência calculada pelos modelos logísticos.

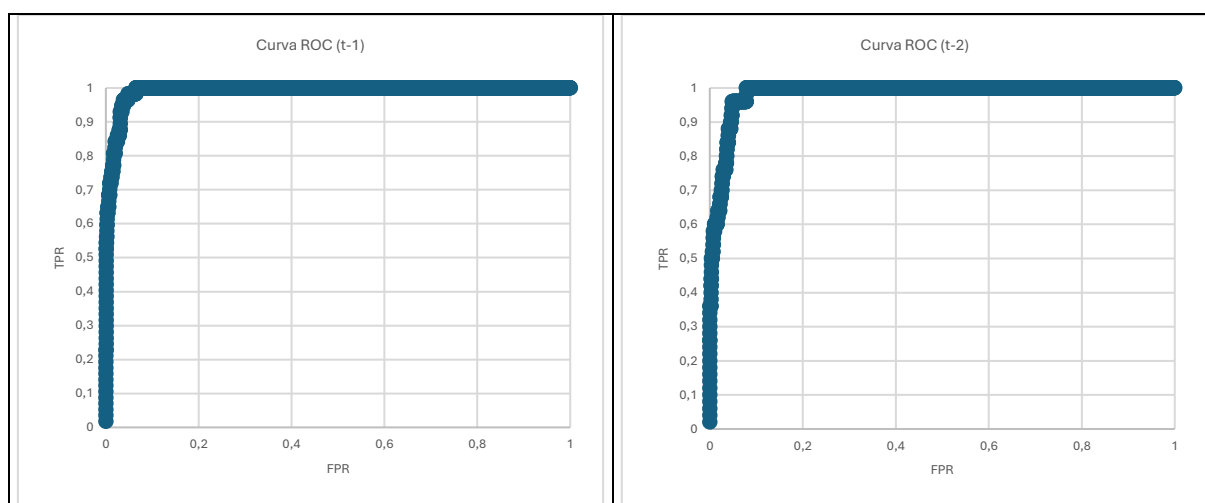
Em termos metodológicos, enquanto a matriz de confusão depende da definição de um *threshold* específico para transformação das probabilidades previstas em classificações binárias, as curvas ROC utilizam diretamente os valores contínuos de VD_Y_hat , permitindo avaliar simultaneamente o comportamento dos modelos em diferentes pontos de corte.

Dessa forma, a utilização das probabilidades previstas possibilita avaliar a capacidade discriminatória global dos modelos logísticos, considerando sua habilidade de ordenar corretamente as operadoras segundo o risco estimado de insolvência.

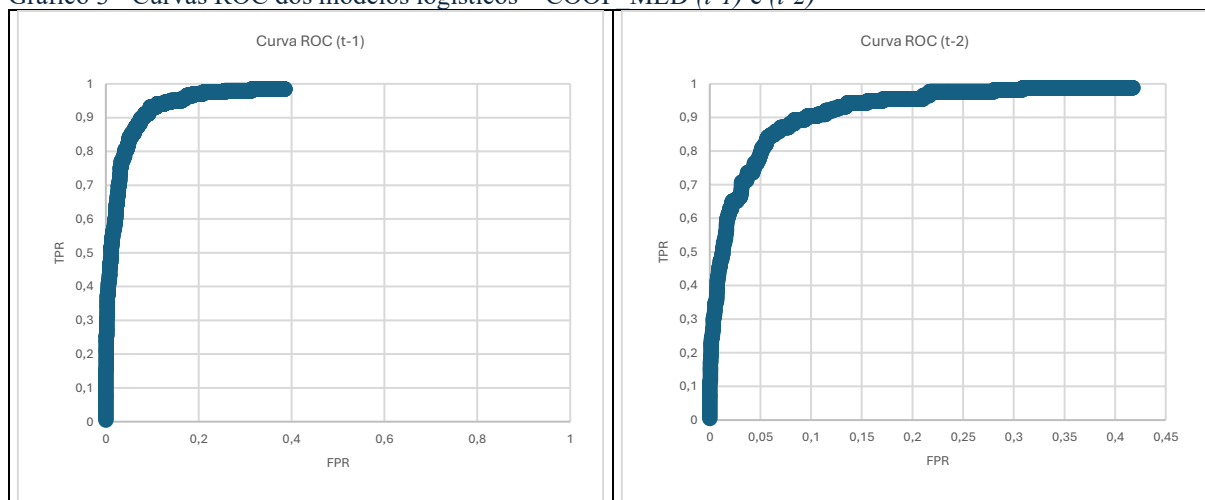
Os gráficos 1 até 8 apresentam as curvas ROC estimadas para os modelos logísticos das diferentes modalidades de operadoras de planos de saúde nos horizontes temporais $(t-1)$ e $(t-2)$.

Gráfico 1 - Curvas ROC dos modelos logísticos – ADM_BENEF ($t-1$) e ($t-2$)

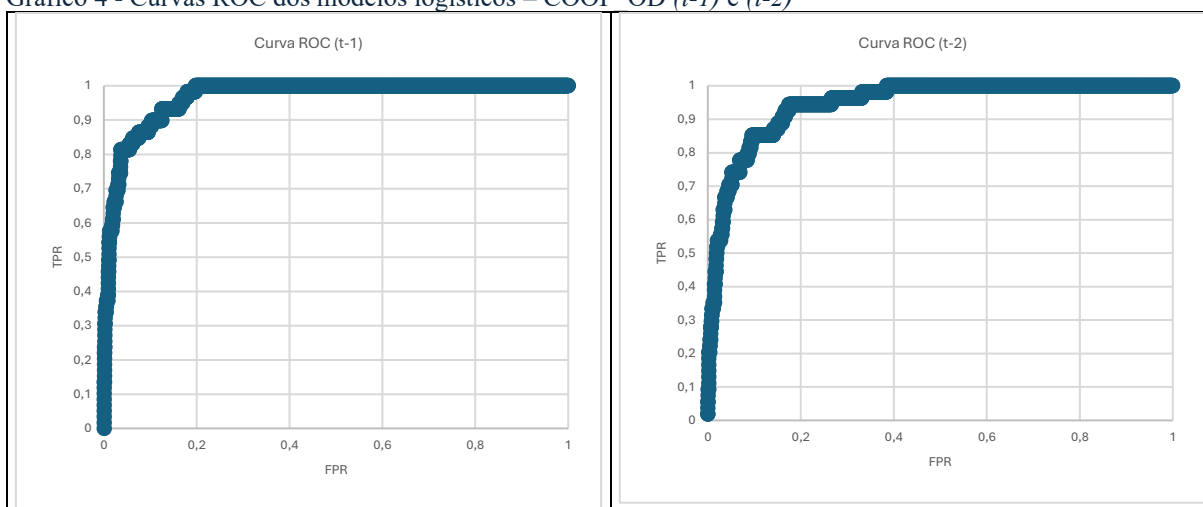
Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

Gráfico 2 - Curvas ROC dos modelos logísticos – AUTO_G ($t-1$) e ($t-2$)

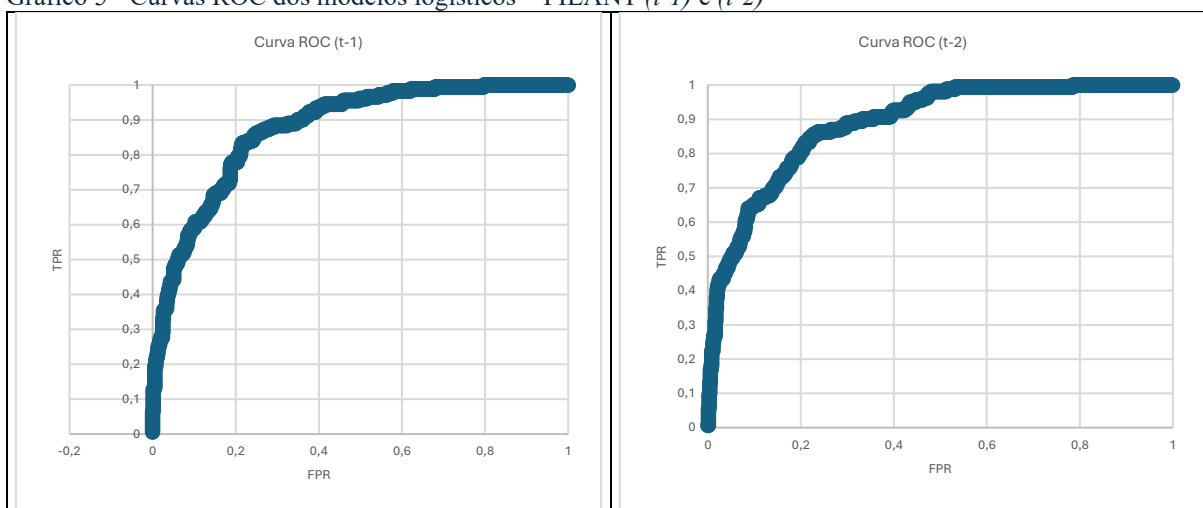
Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

Gráfico 3 - Curvas ROC dos modelos logísticos – COOP_MED ($t-1$) e ($t-2$)

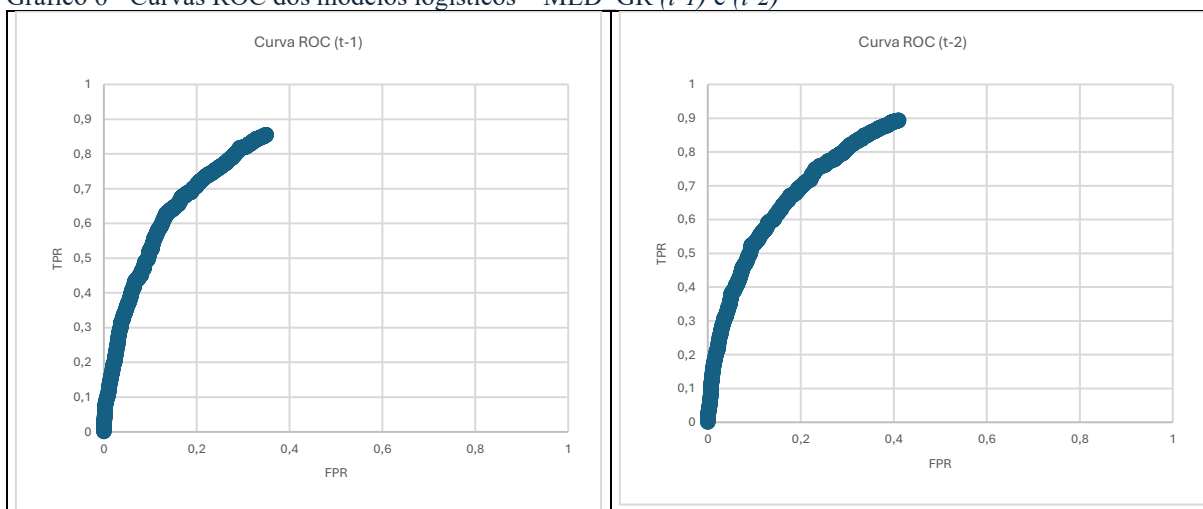
Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

Gráfico 4 - Curvas ROC dos modelos logísticos – COOP OD ($t-1$) e ($t-2$)

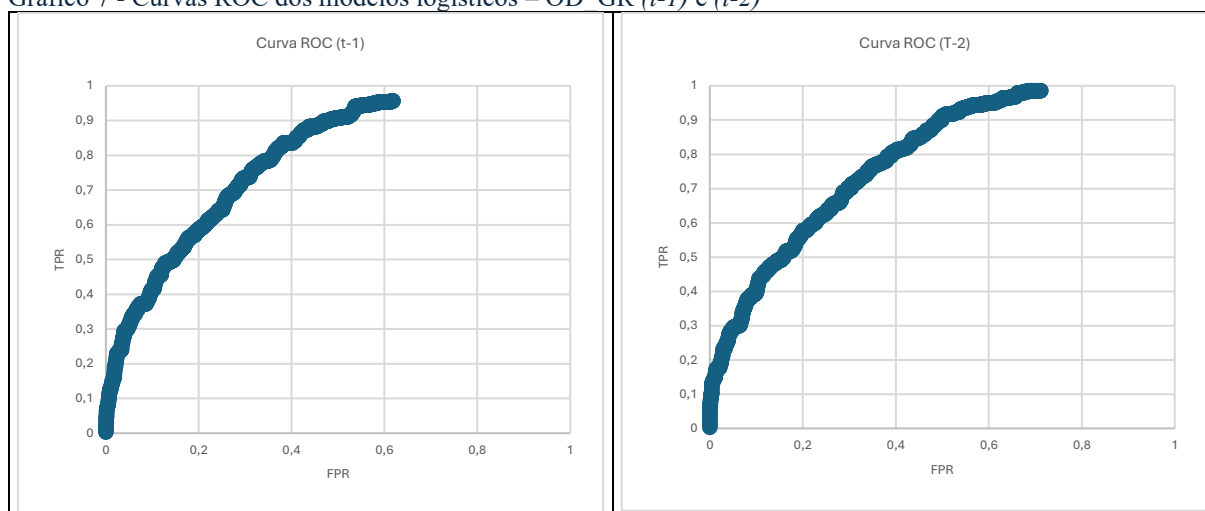
Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

Gráfico 5 - Curvas ROC dos modelos logísticos – FILANT ($t-1$) e ($t-2$)

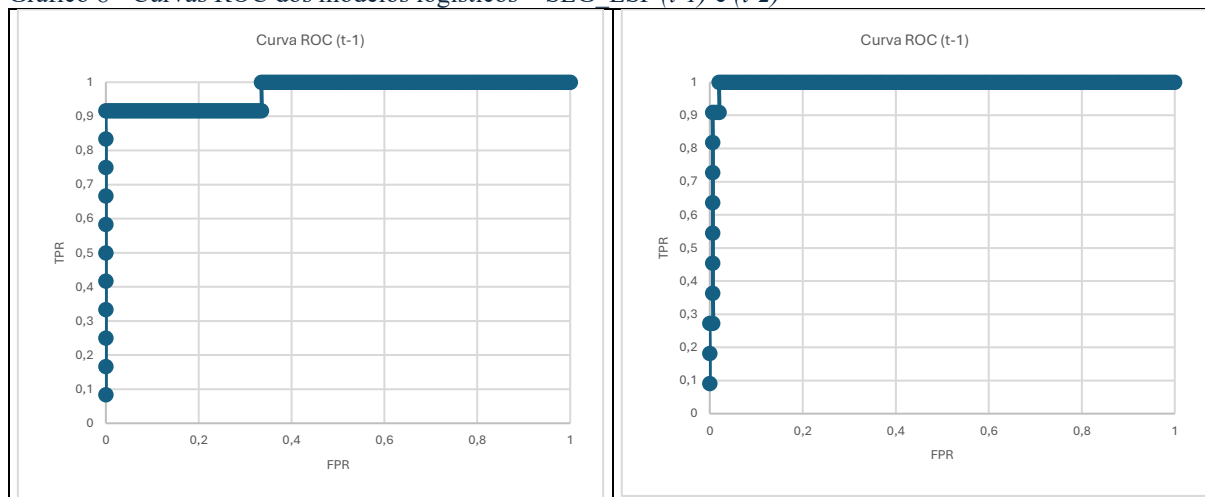
Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

Gráfico 6 - Curvas ROC dos modelos logísticos – MED GR ($t-1$) e ($t-2$)

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

Gráfico 7 - Curvas ROC dos modelos logísticos – OD GR ($t-1$) e ($t-2$)

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

Gráfico 8 - Curvas ROC dos modelos logísticos – SEG ESP ($t-1$) e ($t-2$)

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

De forma geral, as curvas ROC e os respectivos valores de AUC evidenciaram adequada capacidade discriminatória interna dos modelos logísticos estimados para as diferentes modalidades de operadoras de planos de saúde.

Observou-se, entretanto, heterogeneidade entre as modalidades analisadas, refletindo diferenças estruturais, regulatórias, operacionais e amostrais inerentes a cada segmento da saúde suplementar. Em modalidades com menor número de observações e baixa frequência relativa de eventos de insolvência, como SEG_ESP, as curvas ROC apresentaram comportamento mais escalonado, decorrente da reduzida quantidade de *thresholds* observados nos dados.

Ainda assim, os resultados gerais das curvas ROC, das matrizes de confusão e das análises de *thresholds* sugerem que os modelos estimados apresentaram desempenho estatístico

satisfatório para fins de identificação de sinais antecedentes associados ao risco de insolvência (*red flags*) nas diferentes modalidades de OPS.

4.4.3 Caracterização dos modelos finais e dos *red flags* de insolvência

Superada a etapa de avaliação da robustez estatística, qualidade de ajuste e capacidade discriminatória dos modelos logísticos estimados, procede-se à análise dos indicadores socioeconômico-financeiros selecionados como potenciais *red flags* de risco de insolvência nas diferentes modalidades de operadoras de planos de saúde.

A tabela 56 apresenta a caracterização das bases analíticas e das variáveis selecionadas nos modelos logísticos estimados para o horizonte temporal (*t-1*).

Tabela 56 - Caracterização das bases analíticas e variáveis selecionadas por modalidade de OPS (*t-1*).

INFORMAÇÕES (t-1)	ADM	BENF	AUTO	G	COOP	MED	COOP	OD	FILANT	MED	GR	OD	GR	SEG	ESP
Quant. OPS na base		271	173			338		133	103		575		415		14
Quant. Registros na base		1867	2245			5292		1946	1056		5341		3575		187
Quant. Registros VDY na base		177	65			233		64	201		958		441		13
Perda temporal lags (t-1/t-2)		283	175			243		137	104		596		438		14
Número de Observações		1584	2070			5049		1809	952		4745		3137		173
Selecionados Elastic Net		11	52			64		14	35		41		38		8
Selecionados Regressão Logit		5	25			34		10	22		30		29		5
Indicadores Financeiros	3 (60%)	15 (60%)			20 (59%)	7 (70%)		13 (59%)	12 (40%)		17 (59%)		3 (60%)		
Indicadores Não financeiros	1 (20%)	9 (36%)			12 (35%)	3 (30%)		7 (32%)	15 (50%)		9 (31%)		2 (40%)		
Indicadores Macroeconômicos	1 (20%)	1 (4%)			2 (6%)	0 (0%)		2 (9%)	3 (10%)		3 (10%)		0 (0%)		

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

Observa-se que os modelos estimados para o horizonte temporal (*t-1*) apresentaram elevada heterogeneidade entre as modalidades de OPS, tanto em relação ao tamanho das bases analíticas quanto ao quantitativo de indicadores selecionados pelos procedimentos de *Elastic Net* e regressão logística. As modalidades Medicina de Grupo (MED_GR), Cooperativas Médicas (COOP_MED) e Odontologia de Grupo (OD_GR) concentraram os maiores volumes de observações válidas, refletindo maior representatividade dessas modalidades na base analisada.

Em relação aos registros de insolvência (VD_Y), destaca-se a modalidade Medicina de Grupo, com 958 ocorrências, seguida por Odontologia de Grupo (441) e Cooperativas Médicas (233), evidenciando maior concentração de eventos de insolvência nessas modalidades ao longo do período analisado. Observa-se ainda que as bases analíticas evidenciam a presença de

desbalanceamento entre os grupos solventes e insolventes, característica recorrente em estudos de insolvência, uma vez que eventos de deterioração econômico-financeira tendem a ocorrer com menor frequência em relação às operadoras em situação regular.

Em termos de composição dos modelos finais, verificou-se predominância de indicadores financeiros na maior parte das modalidades, sugerindo maior relevância de fatores relacionados à liquidez, endividamento, estrutura de capital e rentabilidade na identificação dos *red flags* de insolvência. Observa-se, contudo, maior participação de indicadores não financeiros em modalidades como Medicina de Grupo (50%) e Autogestão (36%), evidenciando que fatores regulatórios, estruturais e operacionais também contribuíram para a explicação do risco de insolvência. Os indicadores macroeconômicos, embora menos frequentes, permaneceram presentes em algumas modalidades, indicando influência heterogênea do ambiente econômico sobre o risco de insolvência das OPS.

A tabela 57 apresenta a caracterização das bases analíticas e das variáveis selecionadas nos modelos logísticos estimados para o horizonte temporal ($t-2$).

Tabela 57 - Caracterização das bases analíticas e variáveis selecionadas por modalidade de OPS ($t-2$).

INFORMAÇÕES ($t-2$)	ADM	BENF	AUTO	G	COOP	MED	COOP	OD	FILANT	MED	GR	OD	GR	SEG	ESP
Quant. OPS na base	271		173			338		133	103		575		415		14
Quant. Registros na base	1867		2245			5292		1946	1056		5341		3575		187
Quant. Registros VDY na base	177		65			233		64	201		958		441		13
Perda temporal lags ($t-1/t-2$)	523		343			579		265	203		1111		798		28
Número de Observações	1344		1902			4713		1681	853		4230		2777		159
Selecionados Elastic Net	10		51			56		14	36		49		27		27
Selecionados Regressão Logit	5		17			28		7	21		34		20		7
Indicadores Financeiros	2 (40%)		9 (53%)			15 (54%)		4 (57%)	11 (52%)		17 (50%)		11 (55%)		6 (86%)
Indicadores Não financeiros	1 (20%)		8 (47%)			11 (39%)		3 (43%)	8 (38%)		14 (41%)		7 (35%)		1 (14%)
Indicadores Macroeconômicos	2 (40%)		0 (0%)			2 (7%)		0 (0%)	2 (10%)		3 (9%)		2 (10%)		0 (0%)

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

Observa-se que os modelos estimados para o horizonte temporal ($t-2$) mantiveram elevada heterogeneidade entre as modalidades analisadas. Em comparação ao horizonte ($t-1$), verifica-se redução do número de observações válidas em todas as modalidades, reflexo do aumento das perdas temporais decorrentes da utilização de variáveis defasadas em dois períodos.

Ainda assim, os modelos mantiveram predominância de indicadores financeiros na maior parte das modalidades, com destaque para Seguradoras Especializadas em Saúde (86%) e Cooperativas Odontológicas (57%). Observa-se também maior de indicadores não financeiros

em modalidades como Autogestão (47%) e Medicina de Grupo (41%), sugerindo persistência de fatores regulatórios, estruturais e operacionais como elementos associados ao risco de insolvência no horizonte de longo prazo. Já os indicadores macroeconômicos permaneceram com participação reduzida, embora continuem presentes em algumas modalidades, indicando que os efeitos do ambiente econômico não ocorreram de maneira uniforme entre os diferentes segmentos do setor.

Nesta etapa, a análise concentra-se inicialmente nos coeficientes estimados e nos níveis de significância estatística dos indicadores selecionados. Complementarmente, os *odds ratios* (OR) e os efeitos marginais médios (AME) serão explorados nas seções subsequentes, com o objetivo de aprofundar a interpretação da magnitude e do impacto médio dos efeitos estimados.

Em termos interpretativos, coeficientes positivos indicam aumento da probabilidade estimada de insolvência, enquanto coeficientes negativos sugerem efeito protetivo ou redução do risco estimado. Complementarmente, os *odds ratios* permitem avaliar a magnitude relativa dos efeitos estimados, ao passo que os efeitos marginais médios possibilitam interpretar o impacto médio das variáveis explicativas diretamente sobre a probabilidade prevista de insolvência.

Adicionalmente, a análise considera os níveis de significância estatística dos coeficientes estimados, buscando identificar indicadores com evidências consistentes de associação com o risco de insolvência nas diferentes modalidades analisadas.

Na sequência, as tabelas 58 a 73 apresentam os resultados dos modelos logísticos finais estimados para cada modalidade de operadora de plano de saúde, considerando os horizontes temporais (t-1) e (t-2). Em cada modalidade, são apresentados os indicadores estatisticamente significativos associados ao risco de insolvência, contemplando os coeficientes estimados, erros padrão, estatísticas “z” e níveis de significância.

A organização dos resultados por modalidade busca evidenciar as especificidades econômico-financeiras, operacionais, regulatórias e estruturais associadas ao risco de insolvência em cada segmento do setor de saúde suplementar, permitindo identificar tanto padrões persistentes quanto mecanismos particulares de deterioração econômico-financeira entre os diferentes tipos de OPS.

4.4.3.1 Administradoras de Benefícios – ADM_BENEF

Tabela 58 - Red flags estatisticamente significativas associadas ao risco de insolvência na modalidade ADM_BENEF (*t-1*)

Indicador	Coef.	E.P.	z	p-valor	Sig.	Indicador	Coef.	E.P.	z	p-valor	Sig.
CAMBIO	-0,82	0,13	-6,43	<0,01	***	SEM_ENDIV	1,20	0,29	4,10	<0,01	***
DC_m_alto	1,45	0,24	6,03	<0,01	***	T_ATUACAO_ANO	0,64	0,10	6,15	<0,01	***
MLB_low	0,94	0,33	2,84	<0,01	***						

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

Tabela 59 - Red flags estatisticamente significativas associadas ao risco de insolvência na modalidade ADM_BENEF (*t-2*)

Indicador	Coef.	E.P.	z	p-valor	Sig.	Indicador	Coef.	E.P.	z	p-valor	Sig.
CAMBIO	-0,84	0,14	-5,90	<0,01	***	SELIC	0,23	0,12	1,85	0,06	*
DC_m_alto	1,37	0,26	5,24	<0,01	***	T_ATUACAO_ANO	0,74	0,12	5,92	<0,01	***
MLB_low	1,06	0,35	3,06	<0,01	***						

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

Os modelos estimados para a modalidade ADM_BENEF apresentaram elevada estabilidade entre os horizontes temporais (*t-1*) e (*t-2*), uma vez que os indicadores CAMBIO, DC_m_alto, MLB_low e T_ATUACAO_ANO permaneceram estatisticamente significativos em ambos os períodos analisados. Além da permanência desses indicadores nos modelos finais, verifica-se a preservação dos sinais dos coeficientes ao longo do tempo, aspecto que reforça a consistência temporal das associações identificadas com o risco estimado de insolvência.

Sob a perspectiva estatística, observa-se que a maior parte dos indicadores selecionados apresentou p-valores inferiores a 0,01, evidenciando elevado nível de significância das estimativas obtidas. Destacam-se, nesse contexto, os indicadores CAMBIO, com estatísticas *z* de -6,43 em (*t-1*) e -5,90 em (*t-2*), e T_ATUACAO_ANO, com valores de *z* de 6,15 e 5,92, respectivamente. Tais resultados corroboram a robustez estatística dos sinais identificados nos dois horizontes temporais considerados.

Embora predominem evidências estatísticas ao nível de 1% ($p < 0,01$), a análise também incorporou resultados significativos ao nível de 10% ($p < 0,10$), em consonância com o enfoque prudencial adotado na pesquisa. Nessa condição, apenas o indicador SELIC apresentou significância marginal no modelo estimado para (*t-2*), registrando p-valor igual a 0,06, permanecendo, ainda assim, dentro do critério de significância estabelecido para fins de identificação dos potenciais *red flags* de insolvência.

4.4.3.2 Autogestão – AUTO_G

Tabela 60 - Red flags estatisticamente significativas associadas ao risco de insolvência na modalidade AUTO_G (t-1)

Indicador	Coef.	E.P.	z	p-valor	Sig.	Indicador	Coef.	E.P.	z	p-valor	Sig.
C_Efetiva_M_Baixa_p5	3,07	1,24	2,47	0,01	**	IRF	-0,61	0,28	-2,15	0,03	**
CE	-0,85	0,20	-4,35	<0,01	***	MLL_low	-1,51	0,81	-1,86	0,06	*
COMB_high	-7,05	1,38	-5,13	<0,01	***	PMCR_high	2,33	0,64	3,63	<0,01	***
D_FISCAL	4,99	1,27	3,92	<0,01	***	PMPE	1,20	0,21	5,83	<0,01	***
DA_high	2,35	0,81	2,89	<0,01	***	R_SUL	3,10	0,66	4,71	<0,01	***
DC	-1,20	0,20	-5,89	<0,01	***	RENDA_MEDIA	-0,62	0,27	-2,29	0,02	**
DM_m_alto	2,31	0,68	3,38	<0,01	***	SEM_BENEF	3,19	1,03	3,10	<0,01	***
E_indeniz_M_Baixa_p5	-3,11	1,45	-2,14	0,03	**	SHARE_IND_FAM	-5,45	2,00	-2,73	<0,01	***
ENDIV	1,50	0,28	5,44	<0,01	***	TX_COBR_ABI_SUS	1,08	0,36	2,98	<0,01	***
IDADE_MEDIA	-0,88	0,27	-3,26	<0,01	***	IRF_low	-3,02	0,82	-3,68	<0,01	***
IDADE60ANOS	-1,81	0,33	-5,56	<0,01	***	DIVIDA_LP	2,92	1,06	2,75	<0,01	***
IMOB	0,86	0,18	4,71	<0,01	***	QUANT_REGIME_DF	-2,03	0,43	-4,71	<0,01	***
INADIM_RES_SUS	1,50	0,22	6,94	<0,01	***						

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

Tabela 61 - Red flags estatisticamente significativas associadas ao risco de insolvência na modalidade AUTO_G (t-2)

Indicador	Coef.	E.P.	z	p-valor	Sig.	Indicador	Coef.	E.P.	z	p-valor	Sig.
DA_high	2,56	0,95	2,68	<0,01	***	PMCR_high	1,38	0,60	2,29	0,02	**
DC	-1,55	0,24	-6,45	<0,01	***	SEM_BENEF	4,16	0,96	4,33	<0,01	***
DM_m_alto	2,66	0,50	5,30	<0,01	***	SHARE_IND_FAM	-4,94	2,02	-2,45	0,01	**
ENDIV_LP	1,27	0,16	7,97	<0,01	***	TX_COBR_ABI_SUS	1,00	0,31	3,26	<0,01	***
IDADE_MEDIA	-0,97	0,27	-3,62	<0,01	***	IRF	-0,75	0,25	-3,03	<0,01	***
IDADE60ANOS	-1,37	0,24	-5,69	<0,01	***	PMPE	1,23	0,22	5,60	<0,01	***
IDSS_F_040a059	1,72	0,52	3,32	<0,01	***	INADIM_RES_SUS	1,28	0,14	8,90	<0,01	***
IDSS_F_SEM_IDENT	1,02	0,59	1,73	0,08	*	COMB_m_alto	-4,38	1,18	-3,71	<0,01	***
IMOB	0,50	0,18	2,78	<0,01	***						

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

A análise dos resultados da modalidade AUTO_G indica estabilidade dos modelos estimados nos horizontes temporais ($t-1$) e ($t-2$), tendo em vista que um conjunto expressivo de indicadores permaneceu estatisticamente significativo em ambos os períodos considerados. Adicionalmente, verifica-se a manutenção dos sinais dos coeficientes entre os modelos, evidenciando consistência temporal das associações observadas com o risco estimado de insolvência. Entre os indicadores que preservaram significância estatística e direção dos efeitos nos dois horizontes temporais, destacam-se DA_high, DC, DM_m_alto, ENDIV_LP, IDADE_MEDIA, IDADE60ANOS, IRF, PMPE, INADIM_RES_SUS, SEM_BENEF e SHARE_IND_FAM.

No que se refere à consistência estatística das estimativas, observa-se predominância de p-valores inferiores a 0,01, acompanhada de estatísticas z de elevada magnitude para diversos indicadores. Destacam-se, nesse aspecto, DC, com valores de z de -5,89 em ($t-1$) e -6,45 em ($t-2$), IDADE60ANOS, com estatísticas z de -5,56 e -5,69, respectivamente, e PMPE, que

apresentou valores de z de 5,83 em $(t-1)$ e 5,60 em $(t-2)$. Esses resultados reforçam a robustez estatística dos sinais identificados ao longo dos dois horizontes temporais analisados.

De modo geral, a maior parte dos indicadores selecionados apresentou significância estatística ao nível de 1% ($p < 0,01$). Ainda assim, considerando o caráter prudencial da pesquisa, também foram incorporados à análise resultados com significância ao nível de 10% ($p < 0,10$). Nessa condição, os indicadores MLL_low, com p -valor de 0,06 em $(t-1)$, e IDSS_F_SEM_IDENT, com p -valor de 0,08 em $(t-2)$, permaneceram enquadrados no critério de significância estatística marginal adotado para identificação dos potenciais *red flags* de insolvência.

4.4.3.3 Cooperativa Médica – COOP_MED

Tabela 62 - Red flags estatisticamente significativas associadas ao risco de insolvência na modalidade COOP_MED (t-1)

Indicador	Coef.	E.P.	z	p-valor	Sig.	Indicador	Coef.	E.P.	z	p-valor	Sig.
APLIC_GARANT_A	0,46	0,12	3,87	<0,01	***	M_EBIT	-0,95	0,21	-4,62	<0,01	***
APLIC_GARANT_A_high	-1,70	0,55	-3,08	<0,01	***	M_EBITDA_low	-0,88	0,47	-1,86	0,06	*
CARGA_RES_SUS	-0,58	0,14	-4,19	<0,01	***	MLB	0,61	0,14	4,48	<0,01	***
CE_high	0,86	0,37	2,31	0,02	**	P_GRANDE	-3,62	0,44	-8,32	<0,01	***
DC	0,24	0,09	2,76	<0,01	***	P_MEDIO	-1,28	0,23	-5,49	<0,01	***
E_indeniz_M_Baixa_p5	-1,65	0,70	-2,36	0,02	**	PMCR	0,58	0,09	6,27	<0,01	***
ENDIV_CP	0,82	0,13	6,09	<0,01	***	R_Operac_Neg	-0,70	0,28	-2,53	0,01	**
ENDIV_high	1,33	0,34	3,93	<0,01	***	SHARE_IND_FAM	-0,45	0,10	-4,65	<0,01	***
IDADE_MEDIA	-0,46	0,11	-4,23	<0,01	***	TX_COBR_ABI_SUS	0,57	0,14	4,06	<0,01	***
IDSS_F_SEM_IDENT	1,47	0,27	5,49	<0,01	***	COMBA_m_alto	-0,99	0,34	-2,89	<0,01	***
IMOB_high	3,27	0,59	5,57	<0,01	***	ENDIV_LP_high	2,06	0,35	5,82	<0,01	***
IMOB	-0,71	0,15	-4,67	<0,01	***	ROE	-0,18	0,09	-1,89	0,06	*
INADIM_RES_SUS	0,79	0,10	7,62	<0,01	***	SEM_BENEF	2,04	0,83	2,46	0,01	**
INCONS_CTB	-1,59	0,62	-2,59	<0,01	***	R_NORDESTE	1,27	0,25	5,11	<0,01	***
IRF_low	1,09	0,30	3,59	<0,01	***	IDSS_F_020a039	0,58	0,33	1,73	0,08	*
LC_low	1,10	0,37	2,98	<0,01	***	IPCA_G	0,27	0,10	2,60	<0,01	***
LG_low	-1,76	0,43	-4,09	<0,01	***	DESEMPREGO	-0,71	0,16	-4,48	<0,01	***

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

Tabela 63 - Red flags estatisticamente significativas associadas ao risco de insolvência na modalidade COOP_MED (t-2)

Indicador	Coef.	E.P.	z	p-valor	Sig.	Indicador	Coef.	E.P.	z	p-valor	Sig.
CE_high	1,04	0,40	2,58	<0,01	***	DESEMPREGO	-1,03	0,18	-5,78	<0,01	***
DC	0,22	0,09	2,46	0,01	**	ROE_low	0,62	0,30	2,07	0,04	**
ENDIV_CP	0,48	0,18	2,74	<0,01	***	ENDIV_LP_high	1,98	0,37	5,42	<0,01	***
ENDIV_high	1,22	0,31	3,88	<0,01	***	IDADE_MEDIA	-0,44	0,11	-4,04	<0,01	***
IMOB_high	3,27	0,60	5,48	<0,01	***	SHARE_IND_FAM	-0,39	0,10	-3,90	<0,01	***
IMOB	-0,82	0,16	-5,01	<0,01	***	CARGA_RES_SUS	-0,62	0,16	-3,92	<0,01	***
INCONS_CTB	-1,70	0,77	-2,22	0,03	**	TX_COBR_ABI_SUS	0,59	0,15	4,01	<0,01	***
IRF_low	0,86	0,28	3,04	<0,01	***	IDSS_F_SEM_IDENT	1,04	0,29	3,53	<0,01	***
P_GRANDE	-3,46	0,44	-7,80	<0,01	***	INADIM_RES_SUS	0,79	0,11	7,33	<0,01	***
P_MEDIO	-1,05	0,24	-4,33	<0,01	***	RENDIA_MEDIA	0,51	0,15	3,32	<0,01	***
PMCR	0,65	0,10	6,55	<0,01	***	MLB	0,36	0,12	3,06	<0,01	***
COMBA_m_alto	-1,00	0,34	-2,93	<0,01	***	LC	-0,92	0,25	-3,71	<0,01	***
SEM_BENEF	2,90	0,74	3,90	<0,01	***	GAT	0,30	0,14	2,23	0,03	**
R_NORDESTE	1,22	0,27	4,60	<0,01	***	LG_low	-1,22	0,42	-2,94	<0,01	***

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

Os modelos referentes à modalidade COOP_MED demonstraram estabilidade entre os horizontes temporais $(t-1)$ e $(t-2)$, uma vez que parcela dos indicadores selecionados permaneceu estatisticamente significativa em ambos os períodos analisados. Além da permanência desses indicadores nos modelos finais, verifica-se a preservação da direção dos coeficientes estimados ao longo do tempo, indicando consistência temporal das associações identificadas com o risco estimado de insolvência. Nesse sentido, destacam-se os indicadores CE_high, DC, ENDIV_CP, ENDIV_high, IMOB_high, IMOB, INCONS_CTB, IRF_low, P_GRANDE, P_MEDIO, PMCR, COMBA_m_alto, SEM_BENEF, SHARE_IND_FAM, CARGA_RES_SUS, TX_COBR_ABI_SUS, IDSS_F_SEM_IDENT e DESEMPREGO, que permaneceram presentes nos dois modelos e mantiveram a mesma direção dos efeitos observados.

Quanto à consistência estatística das estimativas, verifica-se predominância de p-valores inferiores a 0,01, acompanhada de estatísticas z elevada para diversos indicadores selecionados. Entre os resultados mais expressivos destacam-se P_GRANDE, com estatísticas z de -8,32 em $(t-1)$ e -7,80 em $(t-2)$, PMCR, com valores de 6,27 e 6,55, respectivamente, INADIM_RES_SUS, que apresentou z de 7,62 em $(t-1)$ e 7,33 em $(t-2)$, além de IMOB_high, com estatísticas z de 5,57 e 5,48 nos respectivos horizontes temporais. Esses resultados reforçam a robustez estatística dos sinais identificados e a estabilidade das estimativas obtidas.

De maneira geral, os indicadores selecionados apresentaram significância estatística ao nível de 1% ($p < 0,01$). Contudo, em consonância com a abordagem prudencial adotada nesta pesquisa, também foram considerados indicadores com significância ao nível de 10% ($p < 0,10$). Nessa situação enquadram-se M_EBITDA_low ($p = 0,06$) em $(t-1)$, ROE_Neg ($p = 0,08$) em $(t-1)$ e IDSS_F_020A039 ($p = 0,08$) em $(t-1)$, os quais permaneceram dentro dos limites de significância estatística estabelecidos para a identificação dos potenciais *red flags* de insolvência.

4.4.3.4 Cooperativa Odontológica – COOP_OD

Tabela 64 - Red flags estatisticamente significativas associadas ao risco de insolvência na modalidade COOP_OD ($t-1$)

Indicador	Coef.	E.P.	z	p-valor	Sig.	Indicador	Coef.	E.P.	z	p-valor	Sig.
ENDIV_LP_high	0,97	0,55	1,75	0,08	*	PL_Neg	1,49	0,59	2,53	0,01	**
ENDIV	0,69	0,19	3,62	<0,01	***	PMCR	0,32	0,15	2,07	0,04	**
IRF_low	-2,19	0,76	-2,86	<0,01	***	QUANT_REGIME_DF	-29,07	5,02	-5,79	<0,01	***
MLB	0,85	0,17	4,87	<0,01	***	R_Liq_Neg	1,68	0,37	4,54	<0,01	***
P_MEDIO	-1,45	0,64	-2,26	0,02	**	SHARE_IND_FAM	-1,46	0,27	-5,34	<0,01	***

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

Tabela 65 - Red flags estatisticamente significativas associadas ao risco de insolvência na modalidade COOP_OD (t-2)

Indicador	Coef.	E.P.	z	p-valor	Sig.	Indicador	Coef.	E.P.	z	p-valor	Sig.
ENDIV	1,27	0,16	7,90	<0,01	***	R_Liq_Neg	1,89	0,37	5,10	<0,01	***
IRF_low	-1,81	1,05	-1,73	0,08	*	R_SUL	1,00	0,39	2,59	<0,01	***
MLB	0,83	0,15	5,45	<0,01	***	SHARE_IND_FAM	-1,59	0,27	-5,93	<0,01	***
P_MEDIO	-2,67	0,54	-4,95	<0,01	***						

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

A avaliação dos resultados da modalidade COOP_OD permite verificar estabilidade dos modelos estimados nos dois horizontes temporais considerados, uma vez que os indicadores ENDIV, IRF_low, MLB, P_MEDIO, R_Liq_Neg e SHARE_IND_FAM permaneceram estatisticamente significativos tanto em $(t-1)$ quanto em $(t-2)$. Além da permanência desses indicadores, observa-se que os sinais dos coeficientes foram preservados entre os modelos, reforçando a consistência temporal das associações identificadas com o risco estimado de insolvência. Verifica-se, ainda, que o modelo estimado para $(t-2)$ apresentou menor quantidade de indicadores selecionados em relação ao horizonte $(t-1)$, evidenciando maior parcimônia no horizonte temporal mais longo.

No que diz respeito à significância estatística das estimativas, constata-se predominância de p-valores inferiores a 0,01, acompanhada de estatísticas z expressivas para diversos indicadores selecionados. Entre os resultados mais relevantes destacam-se ENDIV, com estatísticas z de 3,62 em $(t-1)$ e 7,90 em $(t-2)$, P_MEDIO, que apresentou valores de -2,26 e -4,95, respectivamente, e SHARE_IND_FAM, com estatísticas z de -5,34 em $(t-1)$ e -5,93 em $(t-2)$. Em conjunto, esses resultados reforçam a consistência estatística das estimativas obtidas nos dois horizontes analisados.

Embora a maior parte dos indicadores tenha apresentado significância ao nível de 1% ($p < 0,01$), a análise também incorporou resultados com significância ao nível de 10% ($p < 0,10$), em consonância com a perspectiva prudencial adotada na pesquisa. Nessa condição, os indicadores ENDIV_LP_high, com p-valor de 0,08 em $(t-1)$, e IRF_low, com p-valor de 0,08 em $(t-2)$, permaneceram enquadrados no critério de significância estatística marginal estabelecido para identificação dos potenciais *red flags* de insolvência.

4.4.3.5 Filantropia - FILANT

Tabela 66 - Red flags estatisticamente significativas associadas ao risco de insolvência na modalidade FILANT (t-1)

Indicador	Coef.	E.P.	z	p-valor	Sig.	Indicador	Coef.	E.P.	z	p-valor	Sig.
APLIC_GARANT_A	-0,54	0,17	-3,16	<0,01	***	MLO_low	-2,38	0,81	-2,95	<0,01	***
Ativo_M_Baixo_p5	-2,24	1,06	-2,11	0,04	**	P_MEDIO	-1,08	0,31	-3,47	<0,01	***
DC_high	-1,92	0,56	-3,44	<0,01	***	PL_menor_igual_zero	0,58	0,33	1,76	0,08	*
E_indeniz_M_Baixa_p5	-2,00	0,75	-2,66	<0,01	***	PMPE_high	1,01	0,50	2,02	0,04	**
ENDIV_CP_high	1,11	0,56	1,97	0,05	**	PMPE_low	1,30	0,39	3,34	<0,01	***
ENDIV_CP	0,81	0,17	4,70	<0,01	***	R_SUL	-1,74	0,40	-4,36	<0,01	***
ENDIV_high	-1,34	0,56	-2,38	0,02	**	REAJUSTE_ANS	0,19	0,09	2,03	0,04	**
IDADE_MEDIA	-0,54	0,11	-4,80	<0,01	***	TEM_RECLAMACAO	-0,96	0,23	-4,17	<0,01	***
IDSS_F_060a079	-0,71	0,27	-2,66	<0,01	***	VCMH	0,33	0,12	2,70	<0,01	***
IDSS_F_SEM_IDENT	0,42	0,25	1,69	0,09	*	CE_high	-1,47	0,58	-2,55	0,01	**
INADIM_RES_SUS	0,46	0,11	4,22	<0,01	***	DA_high	1,45	0,52	2,78	<0,01	***

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

Tabela 67 - Red flags estatisticamente significativas associadas ao risco de insolvência na modalidade FILANT (t-2)

Indicador	Coef.	E.P.	z	p-valor	Sig.	Indicador	Coef.	E.P.	z	p-valor	Sig.
APLIC_GARANT_A	-0,74	0,24	-3,08	<0,01	***	IDSS_F_SEM_IDENT	0,73	0,31	2,40	0,02	**
Ativo_M_Baixo_p5	-1,49	0,87	-1,72	0,09	*	INADIM_RES_SUS	0,43	0,12	3,55	<0,01	***
CE_high	-1,85	0,49	-3,77	<0,01	***	IRF_low	-1,95	0,66	-2,97	<0,01	***
D_FISCAL	-0,91	0,45	-2,01	0,04	**	MLO_low	-2,83	0,89	-3,16	<0,01	***
DA_high	1,95	0,63	3,12	<0,01	***	P_MEDIO	-1,12	0,35	-3,23	<0,01	***
DC_high	-1,77	0,56	-3,14	<0,01	***	R_SUL	-1,91	0,41	-4,63	<0,01	***
DESEMPREGO	-0,50	0,13	-3,82	<0,01	***	RENDIA_MEDIA	0,61	0,17	3,51	<0,01	***
ENDIV_CP_high	1,30	0,77	1,70	0,09	*	TEM_RECLAMACAO	-1,00	0,24	-4,16	<0,01	***
ENDIV_CP	1,06	0,18	5,87	<0,01	***	PMPE_high	0,91	0,54	1,67	0,10	*
IDADE_MEDIA	-0,59	0,12	-4,85	<0,01	***	PMPE_low	1,36	0,40	3,36	<0,01	***
IDSS_F_060a079	-0,69	0,26	-2,60	<0,01	***						

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

Para a modalidade FILANT, os modelos estimados indicaram estabilidade entre os horizontes temporais (*t-1*) e (*t-2*), uma vez que um conjunto relevante de indicadores permaneceu estatisticamente significativo nos dois períodos analisados. Além da permanência desses indicadores nos modelos finais, verifica-se a manutenção dos sinais dos coeficientes estimados, evidenciando consistência temporal das associações identificadas com o risco estimado de insolvência. Nesse contexto, destacam-se os indicadores APLIC_GARANT_A, CE_high, DA_high, DC_high, ENDIV_CP_high, ENDIV_CP, IDADE_MEDIA, INADIM_RES_SUS, IRF_low, MLO_low, P_MEDIO, R_SUL, TEM_RECLAMACAO, PMPE_low e PMPE_high, que permaneceram presentes em ambos os horizontes temporais e preservaram a mesma direção dos efeitos observados.

Em relação à significância estatística das estimativas, verifica-se predominância de p-valores inferiores a 0,01, acompanhada de estatísticas *z* expressivas para diversos indicadores selecionados. Entre os resultados mais relevantes destacam-se ENDIV_CP, com estatísticas *z*

de 4,70 em (*t-1*) e 5,87 em (*t-2*), R_SUL, com valores de -4,36 e -4,63, respectivamente, IDADE_MEDIA, que apresentou estatísticas *z* de -4,80 em (*t-1*) e -4,85 em (*t-2*), além de DC_high, com valores de *z* de -3,44 e -3,14 nos respectivos horizontes temporais. Em conjunto, esses resultados reforçam a consistência estatística das estimativas obtidas e a estabilidade dos sinais identificados ao longo do período analisado.

Ainda que a maior parte dos indicadores tenha apresentado significância estatística ao nível de 1% ($p < 0,01$), a análise também contemplou resultados com significância ao nível de 10% ($p < 0,10$), em consonância com a perspectiva prudencial adotada nesta pesquisa. Nessa condição, os indicadores PL_menor_igual_zero ($p = 0,08$) em (*t-1*), IDSS_F_SEM_IDENT ($p = 0,09$) em (*t-1*), Ativo_M_Baixo_p5 ($p = 0,09$) em (*t-2*), ENDIV_CP_high ($p = 0,09$) em (*t-2*) e PMPE_high ($p = 0,10$) em (*t-2*) permaneceram dentro do limite de significância estatística marginal estabelecido para identificação dos potenciais *red flags* de insolvência.

4.4.3.6 Medicina de Grupo – MED_GR

Tabela 68 - Red flags estatisticamente significativas associadas ao risco de insolvência na modalidade MED_GR (*t-1*)

Indicador	Coef.	E.P.	z	p-valor	Sig.	Indicador	Coef.	E.P.	z	p-valor	Sig.
APLIC_GARANT_A_high	-0,47	0,25	-1,88	0,06	*	INADIM_RES_SUS	0,59	0,07	8,88	<0,01	***
Ativo_M_Baixo_p5	0,59	0,18	3,29	<0,01	***	M_EBIT	-0,13	0,06	-2,43	0,02	**
C_RECUR_ASSIST	0,45	0,09	4,79	<0,01	***	P_GRANDE	-2,89	0,37	-7,83	<0,01	***
CAMBIO	-0,97	0,08	-11,91	<0,01	***	P_MEDIO	-1,10	0,12	-9,16	<0,01	***
COMBA	0,21	0,06	3,65	<0,01	***	P_N_IDENTIF	-0,58	0,28	-2,07	0,04	**
CTCP_low	0,73	0,23	3,10	<0,01	***	PIB	-0,12	0,05	-2,52	0,01	**
CTCP	0,08	0,04	1,87	0,06	*	PMCR_high	0,85	0,19	4,47	<0,01	***
CTSE	-0,20	0,06	-3,50	<0,01	***	PMPE	0,17	0,05	3,77	<0,01	***
DC	0,16	0,04	3,60	<0,01	***	R_NORDESTE	0,57	0,13	4,43	<0,01	***
ENDIV_CP_high	1,05	0,21	5,01	<0,01	***	R_NORTE	-2,55	0,82	-3,10	<0,01	***
ENDIV_LP	0,12	0,05	2,55	0,01	**	R_SUL	0,28	0,13	2,23	0,03	**
IDSS_F_000a019	1,09	0,18	5,95	<0,01	***	T_ATUACAO_ANO	0,44	0,07	6,49	<0,01	***
IDSS_F_020a039	0,85	0,14	6,23	<0,01	***	TEM_ABI_RES_SUS	-1,12	0,18	-6,27	<0,01	***
IDSS_F_SEM_IDENT	0,97	0,12	8,27	<0,01	***	TX_COBR_ABI_SUS	0,34	0,06	5,29	<0,01	***
IMOB	-0,15	0,05	-2,99	<0,01	***	IPCA_G	0,24	0,05	4,66	<0,01	***

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

Tabela 69 - Red flags estatisticamente significativas associadas ao risco de insolvência na modalidade MED_GR (t-2)

Indicador	Coef.	E.P.	z	p-valor	Sig.	Indicador	Coef.	E.P.	z	p-valor	Sig.
APLIC_GARANT_A_high	-0,55	0,29	-1,91	0,06	*	P_MEDIO	-1,12	0,13	-8,50	<0,01	***
Ativo_M_Baixo_p5	0,67	0,19	3,60	<0,01	***	PIB	-0,13	0,05	-2,45	0,01	**
C_RECUR_ASSIST	0,38	0,10	3,77	<0,01	***	PMCR_high	0,63	0,22	2,90	<0,01	***
CAMBIO	-1,03	0,09	-11,39	<0,01	***	R_NORDESTE	0,59	0,14	4,34	<0,01	***
COMBA	0,22	0,06	3,36	<0,01	***	R_NORTE	-3,17	1,17	-2,70	<0,01	***
CTCP_low	0,72	0,27	2,63	<0,01	***	R_SUL	0,30	0,13	2,22	0,03	**
CTSE	-0,26	0,07	-3,61	<0,01	***	T_ATUACAO_ANO	0,48	0,08	6,35	<0,01	***
DC	0,19	0,05	3,73	<0,01	***	TEM_ABI_RES_SUS	-1,14	0,20	-5,84	<0,01	***
ENDIV_CP_high	0,80	0,32	2,50	0,01	**	TX_COBR_ABI_SUS	0,34	0,07	4,88	<0,01	***
ENDIV_LP	0,18	0,05	3,51	<0,01	***	C_Efetiva_Neg	0,94	0,55	1,71	0,09	*
IDSS_F_000a019	0,98	0,20	4,96	<0,01	***	DM_high	0,45	0,24	1,90	0,06	*
IDSS_F_020a039	0,72	0,15	4,81	<0,01	***	DM	-0,14	0,06	-2,25	0,02	**
IDSS_F_SEM_IDENT	0,93	0,13	7,17	<0,01	***	E_indeniz_Igual_Zero	-0,55	0,26	-2,08	0,04	**
IMOB	-0,21	0,06	-3,68	<0,01	***	ENDIV_CP	0,27	0,08	3,29	<0,01	***
INADIM_RES_SUS	0,58	0,07	8,15	<0,01	***	IPCA_G	0,21	0,06	3,76	<0,01	***
M_EBIT	-0,20	0,07	-2,89	<0,01	***	RECEITA_T_A	-0,29	0,06	-4,66	<0,01	***
P_GRANDE	-3,27	0,46	-7,11	<0,01	***	ROA_low	-0,71	0,30	-2,38	0,02	**

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

Na modalidade MED_GR, os modelos estimados evidenciaram estabilidade entre os horizontes temporais ($t-1$) e ($t-2$), embora o modelo referente ao horizonte mais longo tenha incorporado um número maior de indicadores estatisticamente significativos. Apesar dessa ampliação, verifica-se a manutenção dos sinais dos coeficientes para os indicadores que permaneceram presentes nos dois modelos, aspecto que reforça a consistência temporal das associações identificadas com o risco estimado de insolvência. Nesse conjunto destacam-se APLIC_GARANT_A_high, Ativo_M_Baixo_p5, C_RECUR_ASSIST, CAMBIO, COMBA, CTCP_low, CTSE, DC, ENDIV_CP_high, IDSS_F_000a019, IDSS_F_020a039, IMOB, INADIM_RES_SUS, M_EBIT, P_GRANDE, P_MEDIO, PMCR_high, R_NORDESTE, R_SUL, T_ATUACAO_ANO, TEM_ABI_RES_SUS, TX_COBR_ABI_SUS e IPCA_G, que permaneceram estatisticamente significativos e com a mesma direção dos efeitos nos dois horizontes temporais analisados.

No que se refere à consistência estatística das estimativas, observa-se predominância de p-valores inferiores a 0,01, associada a estatísticas z de elevada magnitude para diversos indicadores selecionados. Entre os resultados mais expressivos destacam-se CAMBIO, com valores de z de -11,91 em ($t-1$) e -11,39 em ($t-2$), IDSS_F_SEM_IDENT, com estatística z de 8,27 em ($t-1$), P_GRANDE, que apresentou valores de -7,83 em ($t-1$) e -7,11 em ($t-2$), e TEM_ABI_RES_SUS, com estatísticas z de -6,27 e -5,84, respectivamente. Esses resultados reforçam a robustez estatística das estimativas obtidas e a estabilidade dos sinais identificados ao longo do período analisado.

Cabe destacar ainda que o horizonte temporal ($t-2$) apresentou quantidade superior de indicadores estatisticamente significativos em comparação ao modelo estimado para ($t-1$), sugerindo ampliação dos mecanismos associados ao risco estimado de insolvência no horizonte temporal mais longo. Embora a maior parte dos indicadores tenha apresentado significância ao nível de 1% ($p < 0,01$), a análise também incorporou resultados com significância ao nível de 10% ($p < 0,10$), em razão do caráter prudencial adotado na pesquisa. Nessa condição, os indicadores APLIC_GARANT_A_high ($p = 0,06$) em ($t-1$), CTCP_low ($p = 0,06$) em ($t-2$), C_Efetiva_Neg ($p = 0,09$) em ($t-2$) e DM_high ($p = 0,06$) em ($t-2$) permaneceram dentro do limite de significância estatística marginal estabelecido para identificação dos potenciais *red flags* de insolvência.

4.4.3.7 Odontologia de Grupo – OD_GR

Tabela 70 - Red flags estatisticamente significativas associadas ao risco de insolvência na modalidade OD GR ($t-1$)

Indicador	Coef.	E.P.	z	p-valor	Sig.	Indicador	Coef.	E.P.	z	p-valor	Sig.
Ativo_M_Baixo_p5	-0,60	0,34	-1,77	0,08	*	LC	-0,30	0,10	-2,89	<0,01	***
C_Efetiva_M_Baixa_p5	1,10	0,64	1,71	0,09	*	MLB_low	-0,90	0,41	-2,18	0,03	**
CAMBIO	-0,43	0,09	-5,06	<0,01	***	MLB	-0,20	0,07	-2,73	<0,01	***
DC_m_alto	0,38	0,18	2,04	0,04	**	P_EXIGIVEL_M_BAIXO	1,31	0,48	2,73	<0,01	***
DM	-0,14	0,07	-1,89	0,06	*	P_MEDIO	-1,43	0,27	-5,29	<0,01	***
ENDIV_CP_high	0,81	0,25	3,29	<0,01	***	PMCR	0,17	0,05	3,26	<0,01	***
ENDIV_LP_high	0,74	0,33	2,20	0,03	**	PMPE_low	0,53	0,18	2,99	<0,01	***
ENDIV_LP	0,27	0,08	3,17	<0,01	***	QUANT_REGIME_DF	0,22	0,05	4,51	<0,01	***
IDADE60ANOS	-0,17	0,08	-2,12	0,03	**	R_C_OESTE	0,50	0,27	1,86	0,06	*
IDSS_F_020a039	0,49	0,18	2,69	<0,01	***	R_Liq_Neg	0,38	0,15	2,57	0,01	**
IDSS_F_040a059	0,27	0,16	1,65	0,10	*	R_NORTE	-1,18	0,55	-2,15	0,03	**
IDSS_F_060a079	-0,37	0,17	-2,18	0,03	**	R_SUL	-2,03	0,34	-5,94	<0,01	***
IMOB_high	0,53	0,23	2,29	0,02	**	ROA_low	-0,90	0,31	-2,89	<0,01	***
IPCA_G	0,14	0,06	2,15	0,03	**	ROE	-0,28	0,07	-4,16	<0,01	***
IPCA_P	0,19	0,07	2,80	<0,01	***						

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

Tabela 71 - Red flags estatisticamente significativas associadas ao risco de insolvência na modalidade OD GR ($t-2$)

Indicador	Coef.	E.P.	z	p-valor	Sig.	Indicador	Coef.	E.P.	z	p-valor	Sig.
Ativo_M_Baixo_p5	-0,71	0,37	-1,93	0,05	*	IPCA_P	0,22	0,07	3,15	<0,01	***
CAMBIO	-0,54	0,09	-5,92	<0,01	***	P_MEDIO	-1,74	0,31	-5,71	<0,01	***
DC_m_alto	0,44	0,19	2,32	0,02	**	PMCR	0,18	0,06	3,07	<0,01	***
ENDIV_CP_high	0,92	0,26	3,59	<0,01	***	QUANT_REGIME_DF	0,24	0,05	4,74	<0,01	***
ENDIV_LP_high	0,62	0,35	1,76	0,08	*	R_C_OESTE	0,64	0,28	2,30	0,02	**
ENDIV_LP	0,30	0,09	3,55	<0,01	***	R_Liq_Neg	0,45	0,16	2,92	<0,01	***
IDADE60ANOS	-0,23	0,08	-2,73	<0,01	***	R_SUL	-2,23	0,40	-5,61	<0,01	***
IDSS_F_020a039	0,66	0,19	3,53	<0,01	***	ROA_low	-0,94	0,32	-2,92	<0,01	***
IDSS_F_040a059	0,42	0,16	2,70	<0,01	***	ROE	-0,27	0,07	-3,93	<0,01	***
IMOB_high	0,68	0,24	2,78	<0,01	***	DM	-0,17	0,07	-2,50	0,01	**

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

Na modalidade OD_GR, verifica-se que os modelos estimados para os horizontes temporais $(t-1)$ e $(t-2)$ apresentaram estabilidade, uma vez que parcela relevante dos indicadores selecionados permaneceu estatisticamente significativa nos dois períodos analisados. Além da permanência desses indicadores nos modelos finais, observa-se a preservação dos sinais dos coeficientes estimados, indicando consistência temporal das associações identificadas com o risco estimado de insolvência. Nesse contexto, destacam-se os indicadores Ativo_M_Baixo_p5, CAMBIO, DC_m_alto, ENDIV_CP_high, ENDIV_LP_high, ENDIV_LP, IDADE60ANOS, IDSS_F_020a039, IDSS_F_040a059, IMOB_high, IPCA_P, P_MEDIO, PMCR, QUANT_REGIME_DF, R_C_OESTE, R_SUL, ROA_low e ROE, que permaneceram presentes nos dois modelos e mantiveram a mesma direção dos efeitos observados.

Em relação à robustez estatística das estimativas, constata-se predominância de p-valores inferiores a 0,01, associada a estatísticas z elevada para diversos indicadores selecionados. Entre os resultados mais expressivos destacam-se CAMBIO, com estatísticas z de -5,06 em $(t-1)$ e -5,92 em $(t-2)$, P_MEDIO, com valores de -5,29 e -5,71, respectivamente, R_SUL, que apresentou estatísticas z de -5,94 em $(t-1)$ e -5,61 em $(t-2)$, além de QUANT_REGIME_DF, com valores de z de 4,51 e 4,74 nos respectivos horizontes temporais. Em conjunto, esses resultados reforçam a consistência estatística das estimativas obtidas ao longo dos dois períodos analisados.

Cabe ressaltar, ainda, que o modelo estimado para $(t-2)$ apresentou redução do número de indicadores estatisticamente significativos em comparação ao modelo de $(t-1)$, sugerindo maior parcimônia no horizonte temporal mais longo. Embora a maior parte dos indicadores tenha apresentado significância estatística ao nível de 1% ($p < 0,01$), a análise também contemplou resultados com significância ao nível de 10% ($p < 0,10$), em consonância com a abordagem prudencial adotada nesta pesquisa. Nessa condição, os indicadores Ativo_M_Baixo_p5 ($p = 0,08$) em $(t-1)$ e ($p = 0,05$) em $(t-2)$, C_Efetiva_M_Baixa_p5 ($p = 0,09$) em $(t-1)$, IDSS_F_040a059 ($p = 0,10$) em $(t-1)$, R_C_OESTE ($p = 0,06$) em $(t-1)$ e ENDIV_LP_high ($p = 0,08$) em $(t-2)$ permaneceram dentro do limite de significância estatística marginal adotado para identificação dos potenciais *red flags* de insolvência.

4.4.3.8 Seguradora Especializada em Saúde – SEG_ESP

Tabela 72 - Red flags estatisticamente significativas associadas ao risco de insolvência na modalidade SEG_ESP (t-1)

Indicador	Coef.	E.P.	z	p-valor	Sig.	Indicador	Coef.	E.P.	z	p-valor	Sig.
CARGA_RES_SUS	1,76	0,72	2,45	0,01	**	R_Liq_Neg	5,09	2,76	1,84	0,07	*
DIVIDA_LP	-18,94	1,62	-11,69	<0,01	***	CE_high	-15,59	0,71	-22,05	<0,01	***
INADIM_RES_SUS	0,86	0,36	2,39	0,02	**						

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

Tabela 73 - Red flags estatisticamente significativas associadas ao risco de insolvência na modalidade SEG_ESP (t-2)

Indicador	Coef.	E.P.	z	p-valor	Sig.	Indicador	Coef.	E.P.	z	p-valor	Sig.
CE	2,37	1,29	1,84	0,07	*	LG	-1,79	0,59	-3,06	<0,01	***
DIVIDA_LP	-4,61	1,76	-2,62	<0,01	***	PMCR	-2,46	1,13	-2,19	0,03	**
IDSS_F_060a079	-4,54	2,61	-1,74	0,08	*	R_Liq_Neg	9,88	4,03	2,45	0,01	**
LC	2,58	0,83	3,12	<0,01	***						

Fonte: Elaborado pelo autor (2026)

A análise da modalidade SEG_ESP revelou diferenças mais acentuadas entre os modelos estimados para os horizontes temporais (*t-1*) e (*t-2*), refletidas na menor persistência de indicadores estatisticamente significativos entre os períodos analisados. Ainda assim, os indicadores DIVIDA_LP e R_Liq_Neg mantiveram a mesma direção dos coeficientes nos modelos em que permaneceram significativos, indicando certo grau de consistência temporal das associações identificadas com o risco estimado de insolvência. Observa-se, adicionalmente, que essa modalidade apresentou quantitativo reduzido de indicadores estatisticamente significativos quando comparada às demais modalidades analisadas, característica compatível com o menor número de observações disponíveis em sua base analítica.

Sob a perspectiva da significância estatística, verifica-se predominância de p-valores inferiores a 0,01, associada a estatísticas *z* elevada para alguns dos indicadores selecionados. Destacam-se, nesse contexto, DIVIDA_LP, que apresentou estatística *z* de -11,69 em (*t-1*), e CE_high, com valor de *z* igual a -22,05 no mesmo horizonte temporal. Tais resultados reforçam a consistência estatística das estimativas obtidas e a robustez dos sinais identificados para a modalidade.

Embora a maior parte dos indicadores tenha apresentado significância estatística ao nível de 1% ($p < 0,01$), a análise também considerou resultados com significância ao nível de 10% ($p < 0,10$), em consonância com a abordagem prudencial adotada nesta pesquisa. Nessa condição, os indicadores R_Liq_Neg ($p = 0,07$) em (*t-1*), CE ($p = 0,07$) em (*t-2*) e IDSS_F_060a079 ($p = 0,08$) em (*t-2*) permaneceram dentro do limite de significância estatística marginal estabelecido para identificação dos potenciais *red flags* de insolvência.

Embora os modelos estimados para a modalidade SEG_ESP tenham apresentado elevados níveis de ajuste e capacidade discriminatória, os resultados devem ser interpretados

com cautela. Essa modalidade apresentou a menor base analítica dentre todas as modalidades estudadas, composta por apenas 14 operadoras e 13 eventos de insolvência ao longo do período analisado. Em contextos dessa natureza, caracterizados por reduzido número de observações e eventos, pequenas variações na amostra podem exercer influência elevada sobre os coeficientes estimados e sobre o conjunto de indicadores selecionados pelos procedimentos de *Elastic Net* e regressão logística.

Dessa forma, os indicadores identificados para a modalidade SEG_ESP devem ser compreendidos como evidências relevantes dos padrões observados na base analisada, sem que isso implique necessariamente o mesmo grau de estabilidade estatística e capacidade de generalização verificado nas modalidades com maior volume de observações.

4.4.4 Magnitude dos efeitos dos red flags de insolvência

Após a identificação e validação estatística dos *red flags* de insolvência para cada modalidade de operadora, procedeu-se à avaliação da magnitude dos efeitos associados aos indicadores selecionados. Para essa finalidade, foram analisados os *odds ratios* (OR), seus respectivos intervalos de confiança de 95% (IC95%) e os efeitos marginais médios (*Average Marginal Effects* – AME), estimados a partir dos modelos logísticos finais.

Enquanto os coeficientes logísticos permitem identificar a direção das associações observadas, os *odds ratios* possibilitam avaliar a intensidade relativa dos efeitos sobre as chances de insolvência. Complementarmente, os AMEs fornecem uma medida mais intuitiva do impacto dos indicadores sobre a probabilidade estimada de insolvência, expressando a variação média dessa probabilidade associada à presença ou à alteração de cada variável explicativa.

Dessa forma, a análise apresentada neste tópico do capítulo busca complementar os resultados discutidos na seção anterior, permitindo não apenas verificar quais indicadores estiveram associados ao risco de insolvência, mas também compreender a magnitude prática desses efeitos e a precisão das estimativas obtidas para cada modalidade de operadora nos horizontes temporais ($t-1$) e ($t-2$).

4.4.4.1 Administradora de Benefícios – ADM_BENEF

Tabela 74 - Odds Ratios (OR), Intervalos de Confiança de 95% e Efeitos Marginais Médios (AME) dos indicadores associados ao risco de insolvência na modalidade ADM_BENEF (t-1)

Indicador	Efeitos Marginais-AME	Odds Ratio-OR	INTERVALO IC95% OR	Indicador	Efeitos Marginais-AME	Odds Ratio-OR	INTERVALO IC95% OR
CAMBIO	-6,83%	0,44	(IC95%: 0,34 – 0,57)	SEM_ENDIV	10,00%	3,31	(IC95%: 1,87 – 5,86)
DC_m_alto	12,16%	4,28	(IC95%: 2,67 – 6,86)	T_ATUACAO_ANO	5,36%	1,90	(IC95%: 1,55 – 2,33)
MLB_low	7,83%	2,55	(IC95%: 1,34 – 4,86)				

Fonte: Elaborada pelo autor (2026)

Tabela 75 - Odds Ratios (OR), Intervalos de Confiança de 95% e Efeitos Marginais Médios (AME) dos indicadores associados ao risco de insolvência na modalidade ADM_BENEF (t-2)

Indicador	Efeitos Marginais-AME	Odds Ratio-OR	INTERVALO IC95% OR	Indicador	Efeitos Marginais-AME	Odds Ratio-OR	INTERVALO IC95% OR
CAMBIO	-6,97%	0,43	(IC95%: 0,32 – 0,57)	SELIC	1,87%	1,25	(IC95%: 0,99 – 1,59)
DC_m_alto	11,34%	3,95	(IC95%: 2,36 – 6,61)	T_ATUACAO_ANO	6,11%	2,10	(IC95%: 1,64 – 2,68)
MLB_low	8,74%	2,88	(IC95%: 1,46 – 5,68)				

Fonte: Elaborada pelo autor (2026)

Os resultados da modalidade ADM_BENEF chamam atenção pela elevada estabilidade dos efeitos observados entre os horizontes temporais analisados. O indicador DC_m_alto destacou-se como o principal fator associado ao aumento da probabilidade estimada de insolvência, elevando esse risco em 12,16% no horizonte (*t-1*) e em 11,34% no horizonte (*t-2*). Em termos práticos, os respectivos odds ratios (4,28 e 3,95) indicam que operadoras com essa característica apresentaram uma chance de insolvência cerca de 4,3 vezes maior em (*t-1*) e 4,0 vezes maior em (*t-2*). Também merece destaque o indicador MLB_low, que aumentou a probabilidade média estimada de insolvência em 7,83% e 8,74%, respectivamente, correspondendo a chances de insolvência aproximadamente 2,6 vezes maiores em (*t-1*) e 2,9 vezes maiores em (*t-2*). Adicionalmente, no horizonte temporal (*t-1*), os indicadores SEM_ENDIV e T_ATUACAO_ANO elevaram a probabilidade média de insolvência em 10,00% e 5,36%, o que correspondeu a chances de insolvência cerca de 3,3 vezes maiores e 1,9 vez maior, respectivamente.

Em sentido oposto, CAMBIO apresentou o efeito protetivo mais expressivo da modalidade. A presença desse indicador reduziu a probabilidade média estimada de insolvência em 6,83% no horizonte (*t-1*) e em 6,97% no horizonte (*t-2*). Os odds ratios observados (0,44 e 0,43) indicam redução de aproximadamente 56% e 57% nas chances de insolvência, respectivamente. Os intervalos de confiança associados a DC_m_alto, MLB_low e CAMBIO mantiveram a mesma direção dos efeitos em toda a sua extensão, reforçando a consistência dos resultados observados nos dois períodos analisados. A única exceção foi o indicador SELIC,

cujo intervalo de confiança (IC95%: 0,99–1,59) permaneceu muito próximo da linha de neutralidade, sugerindo maior incerteza quanto à magnitude exata do efeito estimado, embora sem evidências de mudança em sua direção positiva.

4.4.4.2 Autogestão – *AUTO_G*

Tabela 76 - Odds Ratios (OR), Intervalos de Confiança de 95% e Efeitos Marginais Médios (AME) dos indicadores associados ao risco de insolvência na modalidade *AUTO_G* (t-1)

Indicador	Efeitos Marginais-AME	Odds Ratio-OR	INTERVALO IC95% OR	Indicador	Efeitos Marginais-AME	Odds Ratio-OR	INTERVALO IC95% OR
C_Efetiva_M_Baixa_p5	8,23%	21,59	(IC95%: 1,89 – 246,12)	IRF	-1,63%	0,54	(IC95%: 0,31 – 0,95)
CE	-2,28%	0,43	(IC95%: 0,29 – 0,63)	MLL_low	-4,04%	0,22	(IC95%: 0,05 – 1,08)
COMB_high	-18,89%	0,00	(IC95%: 5,83E-05 – 0,01)	PMCR_high	6,23%	10,25	(IC95%: 2,92 – 36,00)
D_FISCAL	13,36%	147,01	(IC95%: 12,13 – 1781,59)	PMPE	3,21%	3,32	(IC95%: 2,22 – 4,96)
DA_high	6,29%	10,48	(IC95%: 2,13 – 51,56)	R_SUL	8,30%	22,15	(IC95%: 6,10 – 80,45)
DC	-3,22%	0,30	(IC95%: 0,20 – 0,45)	RENDA_MEDIA	-1,65%	0,54	(IC95%: 0,32 – 0,91)
DM_m_alto	6,18%	10,06	(IC95%: 2,64 – 38,33)	SEM_BENEF	8,53%	24,20	(IC95%: 3,23 – 181,47)
E_indeniz_M_Baixa_p5	-8,33%	0,04	(IC95%: 0,00 – 0,77)	SHARE_IND_FAM	-14,60%	0,00	(IC95%: 8,49E-05 – 0,22)
ENDIV	4,02%	4,49	(IC95%: 2,61 – 7,70)	TX_COBR_ABI_SUS	2,89%	2,94	(IC95%: 1,45 – 5,99)
IDADE_MEDIA	-2,35%	0,42	(IC95%: 0,24 – 0,70)	IRF_low	-8,08%	0,05	(IC95%: 0,01 – 0,24)
IDADE60ANOS	-4,84%	0,16	(IC95%: 0,09 – 0,31)	DIVIDA_LP	7,81%	18,50	(IC95%: 2,31 – 148,15)
IMOB	2,32%	2,37	(IC95%: 1,66 – 3,40)	QUANT_REGIME_DF	-5,42%	0,13	(IC95%: 0,06 – 0,31)
INADIM_RES_SUS	4,02%	4,48	(IC95%: 2,93 – 6,84)				

Fonte: Elaborada pelo autor (2026)

Tabela 77 - Odds Ratios (OR), Intervalos de Confiança de 95% e Efeitos Marginais Médios (AME) dos indicadores associados ao risco de insolvência na modalidade *AUTO_G* (t-2)

Indicador	Efeitos Marginais-AME	Odds Ratio-OR	INTERVALO IC95% OR	Indicador	Efeitos Marginais-AME	Odds Ratio-OR	INTERVALO IC95% OR
DA_high	6,55%	12,92	(IC95%: 1,99 – 83,74)	PMCR_high	3,52%	3,96	(IC95%: 1,22 – 12,83)
DC	-3,96%	0,21	(IC95%: 0,13 – 0,34)	SEM_BENEF	10,64%	63,97	(IC95%: 9,74 – 420,12)
DM_m_alto	6,81%	14,29	(IC95%: 5,34 – 38,23)	SHARE_IND_FAM	-12,63%	0,01	(IC95%: 0,00 – 0,37)
ENDIV_LP	3,26%	3,58	(IC95%: 2,61 – 4,89)	TX_COBR_ABI_SUS	2,56%	2,72	(IC95%: 1,49 – 4,98)
IDADE_MEDIA	-2,48%	0,38	(IC95%: 0,22 – 0,64)	IRF	-1,91%	0,47	(IC95%: 0,29 – 0,77)
IDADE60ANOS	-3,51%	0,25	(IC95%: 0,16 – 0,41)	PMPE	3,15%	3,43	(IC95%: 2,23 – 5,28)
IDSS_F_040a059	4,39%	5,57	(IC95%: 2,02 – 15,35)	INADIM_RES_SUS	3,28%	3,61	(IC95%: 2,72 – 4,78)
IDSS_F_SEM_IDENT	2,60%	2,76	(IC95%: 0,87 – 8,76)	COMB_m_alto	-11,21%	0,01	(IC95%: 0,00 – 0,13)
IMOB	1,27%	1,64	(IC95%: 1,16 – 2,33)				

Fonte: Elaborada pelo autor (2026)

Diferentemente do observado em *ADM_BENEF*, a modalidade *AUTO_G* se destacou pela elevada intensidade de alguns efeitos estimados, tanto no aumento quanto na redução da probabilidade de insolvência. Entre os fatores de risco, o indicador *SEM_BENEF* apresentou o maior impacto médio positivo no horizonte (t-2), elevando a probabilidade estimada de insolvência em 10,64%. Esse resultado corresponde a um *odds ratio* de 63,97, indicando que operadoras com essa característica apresentaram uma chance de insolvência aproximadamente 64 vezes maior do que aquelas sem essa condição.

Também merecem destaque D_FISCAL, que aumentou a probabilidade média de insolvência em 13,36% no horizonte (*t-1*), e DA_high, com impactos de 6,29% em (*t-1*) e 6,55% em (*t-2*). Os respectivos *odds ratios* de 147,01, 10,48 e 12,92 evidenciam associações de elevada magnitude com o risco de insolvência. Ainda nesse grupo, os indicadores PMCR_high, DIVIDA_LP e DM_m_alto também apresentaram aumentos relevantes na probabilidade estimada de insolvência, acompanhados de razões de chance substancialmente superiores à unidade.

Os efeitos protetivos mostraram magnitude igualmente expressiva. O indicador COMB_high, em (*t-1*), reduziu a probabilidade média estimada de insolvência em 18,89%, enquanto SHARE_IND_FAM reduziu essa probabilidade em 14,60% em (*t-1*) e 12,63% em (*t-2*). Da mesma forma, COMB_m_alto, selecionado em *t-2*, apresentou redução média de 11,21% na probabilidade estimada de insolvência. Os *odds ratios* próximos de zero observados para esses indicadores indicam reduções extremamente acentuadas nas chances de insolvência, reforçando seu papel como os principais fatores protetivos identificados pelos modelos.

Os intervalos de confiança mantiveram a direção dos efeitos observados para os principais indicadores, embora alguns deles tenham apresentado amplitudes consideráveis. Esse comportamento foi particularmente evidente em SEM_BENEF, D_FISCAL, R_SUL e PMCR_high, cujos intervalos sugerem maior incerteza quanto ao tamanho exato dos efeitos estimados, sem, contudo, alterar a evidência de associação com o risco de insolvência observada nos modelos.

4.4.4.3 Cooperativa Médica – COOP_MED

Tabela 78 - Odds Ratios (OR), Intervalos de Confiança de 95% e Efeitos Marginais Médios (AME) dos indicadores associados ao risco de insolvência na modalidade COOP_MED (t-1)

Indicador	Efeitos Marginais- AME	Odds Ratio- OR	INTERVALO IC95% OR	Indicador	Efeitos Marginais- AME	Odds Ratio- OR	INTERVALO IC95% OR
APLIC_GARANT_A	1,78%	1,58	(IC95%: 1,25 – 1,99)	M_EBIT	-3,70%	0,39	(IC95%: 0,26 – 0,58)
APLIC_GARANT_A_high	-6,63%	0,18	(IC95%: 0,06 – 0,54)	M_EBITDA_low	-3,42%	0,42	(IC95%: 0,16 – 1,05)
CARGA_RES_SUS	-2,25%	0,56	(IC95%: 0,43 – 0,74)	MLB	2,39%	1,85	(IC95%: 1,41 – 2,42)
CE_high	3,34%	2,36	(IC95%: 1,14 – 4,87)	P_GRANDE	-14,10%	0,03	(IC95%: 0,01 – 0,06)
DC	0,93%	1,27	(IC95%: 1,07 – 1,50)	P_MEDIO	-4,97%	0,28	(IC95%: 0,18 – 0,44)
E_indeniz_M_Baixa_p5	-6,43%	0,19	(IC95%: 0,05 – 0,76)	PMCR	2,24%	1,78	(IC95%: 1,49 – 2,13)
ENDIV_CP	3,20%	2,27	(IC95%: 1,75 – 2,96)	R_Operac_Neg	-2,71%	0,50	(IC95%: 0,29 – 0,85)
ENDIV_high	5,20%	3,80	(IC95%: 1,95 – 7,38)	SHARE_IND_FAM	-1,76%	0,64	(IC95%: 0,53 – 0,77)
IDADE_MEDIA	-1,81%	0,63	(IC95%: 0,51 – 0,78)	TX_COBR_ABI_SUS	2,20%	1,76	(IC95%: 1,34 – 2,31)
IDSS_F_SEM_IDENT	5,71%	4,34	(IC95%: 2,57 – 7,32)	COMBA_m_alto	-3,86%	0,37	(IC95%: 0,19 – 0,73)
IMOB_high	12,75%	26,42	(IC95%: 8,34 – 83,66)	ENDIV_LP_high	8,03%	7,86	(IC95%: 3,93 – 15,74)
IMOB	-2,78%	0,49	(IC95%: 0,36 – 0,66)	ROE	-0,69%	0,84	(IC95%: 0,70 – 1,01)
INADIM_RES_SUS	3,09%	2,21	(IC95%: 1,80 – 2,71)	SEM_BENEF	7,96%	7,71	(IC95%: 1,52 – 39,18)
INCONS_CTB	-6,21%	0,20	(IC95%: 0,06 – 0,68)	R_NORDESTE	4,94%	3,56	(IC95%: 2,19 – 5,79)
IRF_low	4,23%	2,96	(IC95%: 1,64 – 5,36)	IDSS_F_020a039	2,25%	1,78	(IC95%: 0,93 – 3,43)
LC_low	4,27%	2,99	(IC95%: 1,46 – 6,15)	IPCA_G	1,04%	1,31	(IC95%: 1,07 – 1,60)
LG_low	-6,85%	0,17	(IC95%: 0,07 – 0,40)	DESEMPREGO	-2,75%	0,49	(IC95%: 0,36 – 0,67)

Fonte: Elaborada pelo autor (2026)

Tabela 79 - Odds Ratios (OR), Intervalos de Confiança de 95% e Efeitos Marginais Médios (AME) dos indicadores associados ao risco de insolvência na modalidade COOP_MED (t-2)

Indicador	Efeitos Marginais-AME	Odds Ratio-OR	INTERVALO IC95% OR	Indicador	Efeitos Marginais-AME	Odds Ratio-OR	INTERVALO IC95% OR
CE_high	3,79%	2,84	(IC95%: 1,29 – 6,28)	DESEMPREGO	-3,74%	0,36	(IC95%: 0,25 – 0,51)
DC	0,81%	1,25	(IC95%: 1,05 – 1,49)	ROE_low	2,27%	1,87	(IC95%: 1,03 – 3,37)
ENDIV_CP	1,76%	1,62	(IC95%: 1,15 – 2,30)	ENDIV_LP_high	7,21%	7,26	(IC95%: 3,54 – 14,89)
ENDIV_high	4,44%	3,39	(IC95%: 1,83 – 6,28)	IDADE_MEDIA	-1,62%	0,64	(IC95%: 0,52 – 0,80)
IMOB_high	11,90%	26,40	(IC95%: 8,18 – 85,18)	SHARE_IND_FAM	-1,42%	0,68	(IC95%: 0,56 – 0,82)
IMOB	-2,96%	0,44	(IC95%: 0,32 – 0,61)	CARGA_RES_SUS	-2,25%	0,54	(IC95%: 0,39 – 0,73)
INCONS_CTB	-6,18%	0,18	(IC95%: 0,04 – 0,82)	TX_COBR_ABI_SUS	2,15%	1,81	(IC95%: 1,35 – 2,41)
IRF_low	3,12%	2,36	(IC95%: 1,36 – 4,10)	IDSS_F_SEM_IDENT	3,76%	2,82	(IC95%: 1,58 – 5,01)
P_GRANDE	-12,58%	0,03	(IC95%: 0,01 – 0,07)	INADIM_RES_SUS	2,87%	2,20	(IC95%: 1,78 – 2,72)
P_MEDIO	-3,80%	0,35	(IC95%: 0,22 – 0,56)	RENDA_MEDIA	1,84%	1,66	(IC95%: 1,23 – 2,24)
PMCR	2,35%	1,91	(IC95%: 1,57 – 2,32)	MLB	1,31%	1,43	(IC95%: 1,14 – 1,81)
COMBA_m_alto	-3,62%	0,37	(IC95%: 0,19 – 0,72)	LC	-3,33%	0,40	(IC95%: 0,25 – 0,65)
SEM_BENEF	10,54%	18,16	(IC95%: 4,23 – 77,92)	GAT	1,10%	1,36	(IC95%: 1,04 – 1,77)
R_NORDESTE	4,43%	3,39	(IC95%: 2,01 – 5,69)	LG_low	-4,44%	0,29	(IC95%: 0,13 – 0,67)

Fonte: Elaborada pelo autor (2026)

A modalidade COOP_MED apresentou uma das estruturas mais diversificadas de efeitos entre todas as modalidades analisadas, combinando um conjunto amplo de fatores associados tanto ao aumento quanto à redução da probabilidade estimada de insolvência. Entre os principais fatores de risco, destacaram-se IMOB_high e SEM_BENEF, que elevaram a probabilidade média de insolvência em 12,75% e 7,96% no horizonte (*t-1*), além de IMOB_high e SEM_BENEF novamente em (*t-2*), com impactos de 11,90% e 10,54%, respectivamente. Os respectivos *odds ratios* indicam que operadoras com essas características apresentaram chances de insolvência aproximadamente 26,4 vezes maiores e 7,7 vezes maiores em (*t-1*), alcançando 26,4 vezes maiores e 18,2 vezes maiores em (*t-2*). Também merece destaque o indicador ENDIV_LP_high, que aumentou a probabilidade estimada de insolvência em 8,03% e 7,21% nos dois horizontes analisados, correspondendo a chances de insolvência cerca de 7,9 vezes e 7,3 vezes maiores, respectivamente.

Em sentido oposto, os efeitos protetivos mais expressivos concentraram-se em P_GRANDE, que reduziu a probabilidade média estimada de insolvência em 14,10% no horizonte (*t-1*) e em 12,58% no horizonte (*t-2*). Os *odds ratios* observados (0,03 em ambos os períodos) indicam uma redução próxima de 97% nas chances de insolvência, configurando o efeito protetivo mais intenso da modalidade. Resultados semelhantes foram observados para LG_low, com reduções médias de 6,85% em (*t-1*) e 4,44% em (*t-2*), além de INCONS_CTB, que reduziu a probabilidade estimada de insolvência em 6,21% e 6,18%, respectivamente.

De modo geral, os intervalos de confiança dos principais indicadores mantiveram a mesma direção dos efeitos observados, reforçando a consistência das associações identificadas. Chama atenção, entretanto, a amplitude relativamente elevada dos intervalos associados a

IMOB_high, ENDIV_LP_high e SEM_BENEF, sugerindo maior incerteza quanto à magnitude exata dos efeitos estimados, embora sem alterar a evidência de aumento do risco de insolvência observada para esses indicadores.

4.4.4.4 Cooperativa Odontológica – COOP_OD

Tabela 80 - Odds Ratios (OR), Intervalos de Confiança de 95% e Efeitos Marginais Médios (AME) dos indicadores associados ao risco de insolvência na modalidade COOP_OD (t-1)

Indicador	Efeitos Marginais- AME	Odds Ratio- OR	INTERVALO IC95% OR	Indicador	Efeitos Marginais- AME	Odds Ratio-OR	INTERVALO IC95% OR
ENDIV_LP_high	3,06%	2,64	(IC95%: 0,89 – 7,83)	PL_Neg	4,70%	4,43	(IC95%: 1,40 – 14,02)
ENDIV	2,18%	2,00	(IC95%: 1,37 – 2,91)	PMCR	1,00%	1,37	(IC95%: 1,02 – 1,86)
IRF_low	-6,89%	0,11	(IC95%: 0,03 – 0,50)	QUANT_REGIME_DF	-91,71%	0,00	(IC95%: 1,27E-17 – 4,45E-09)
MLB	2,68%	2,34	(IC95%: 1,66 – 3,28)	R_Liq_Neg	5,29%	5,35	(IC95%: 2,59 – 11,04)
P_MEDIO	-4,59%	0,23	(IC95%: 0,07 – 0,82)	SHARE_IND_FAM	-4,61%	0,23	(IC95%: 0,14 – 0,40)

Fonte: Elaborada pelo autor (2026)

Tabela 81 - Odds Ratios (OR), Intervalos de Confiança de 95% e Efeitos Marginais Médios (AME) dos indicadores associados ao risco de insolvência na modalidade COOP_OD (t-2)

Indicador	Efeitos Marginais- AME	Odds Ratio- OR	INTERVALO IC95% OR	Indicador	Efeitos Marginais- AME	Odds Ratio-OR	INTERVALO IC95% OR
ENDIV	3,95%	3,56	(IC95%: 2,60 – 4,88)	R_Liq_Neg	5,87%	6,61	(IC95%: 3,20 – 13,65)
IRF_low	-5,63%	0,16	(IC95%: 0,02 – 1,28)	R_SUL	3,12%	2,73	(IC95%: 1,27 – 5,85)
MLB	2,57%	2,29	(IC95%: 1,70 – 3,08)	SHARE_IND_FAM	-4,96%	0,20	(IC95%: 0,12 – 0,34)
P_MEDIO	-8,31%	0,07	(IC95%: 0,02 – 0,20)				

Fonte: Elaborada pelo autor (2026)

A modalidade COOP_OD apresentou uma característica particular entre os modelos analisados: poucos indicadores concentraram os efeitos de maior magnitude sobre a probabilidade estimada de insolvência. Entre os fatores associados ao aumento do risco, destacou-se R_Liq_Neg, que elevou a probabilidade média de insolvência em 5,29% no horizonte (t-1) e em 5,87% no horizonte (t-2). Os respectivos *odds ratios* (5,35 e 6,61) indicam que operadoras com essa característica apresentaram uma chance de insolvência cerca de 5,4 vezes maior em (t-1) e 6,6 vezes maior em (t-2).

Também merece destaque o indicador PL_Neg, que aumentou a probabilidade estimada de insolvência em 4,70% no horizonte (t-1), correspondendo a uma chance de insolvência aproximadamente 4,4 vezes maior. Já os indicadores ENDIV_LP_high e ENDIV, embora com impactos médios mais moderados, permaneceram associados ao aumento do risco nos dois horizontes analisados, com chances de insolvência entre 2,0 e 3,6 vezes maiores.

Os efeitos protetivos foram particularmente expressivos nesta modalidade. O indicador QUANT_REGIME_DF destacou-se ao reduzir a probabilidade média estimada de insolvência em 91,71% no horizonte (t-1), configurando o impacto mais intenso observado nos modelos da modalidade. Seu *odds ratio* próximo de zero indica uma redução extremamente acentuada nas

chances de insolvência. Também se destacaram P_MEDIO, que reduziu a probabilidade estimada de insolvência em 4,59% em (t-1) e 8,31% em (t-2), e SHARE_IND_FAM, com reduções de 4,61% e 4,96%, respectivamente. Os *odds ratios* desses indicadores indicam reduções entre 77% e 93% nas chances de insolvência, reforçando seu papel como os principais fatores protetivos da modalidade.

De forma geral, os intervalos de confiança mantiveram a direção dos efeitos observados para os principais indicadores, reforçando a consistência dos resultados. A principal exceção foi IRF_low, cujo intervalo de confiança apresentou maior amplitude, sugerindo maior incerteza quanto ao tamanho exato do efeito estimado, embora sem evidências de alteração em sua direção protetiva.

4.4.4.5 Filantropia – FILANT

Tabela 82 - Odds Ratios (OR), Intervalos de Confiança de 95% e Efeitos Marginais Médios (AME) dos indicadores associados ao risco de insolvência na modalidade FILANT (t-1)

Indicador	Efeitos Marginais-AME	Odds Ratio-OR	INTERVALO IC95% OR	Indicador	Efeitos Marginais-AME	Odds Ratio-OR	INTERVALO IC95% OR
APLIC_GARANT_A	-8,33%	0,58	(IC95%: 0,42 – 0,81)	MLO_low	-36,65%	0,09	(IC95%: 0,02 – 0,45)
Ativo_M_Baixo_p5	-34,50%	0,11	(IC95%: 0,01 – 0,86)	P_MEDIO	-16,56%	0,34	(IC95%: 0,19 – 0,63)
DC_high	-29,59%	0,15	(IC95%: 0,05 – 0,44)	PL_menor_igual_zero	8,96%	1,79	(IC95%: 0,94 – 3,42)
E_indeniz_M_Baixa_p5	-30,87%	0,13	(IC95%: 0,03 – 0,59)	PMPE_high	15,50%	2,74	(IC95%: 1,03 – 7,25)
ENDIV_CP_high	17,11%	3,04	(IC95%: 1,01 – 9,16)	PMPE_low	20,07%	3,68	(IC95%: 1,71 – 7,91)
ENDIV_CP	12,50%	2,25	(IC95%: 1,61 – 3,16)	R_SUL	-26,87%	0,17	(IC95%: 0,08 – 0,38)
ENDIV_high	-20,67%	0,26	(IC95%: 0,09 – 0,79)	REAJUSTE_ANS	2,97%	1,21	(IC95%: 1,01 – 1,46)
IDADE_MEDIA	-8,28%	0,58	(IC95%: 0,47 – 0,73)	TEM_RECLAMACAO	-14,84%	0,38	(IC95%: 0,24 – 0,60)
IDSS_F_060a079	-11,01%	0,49	(IC95%: 0,29 – 0,83)	VCMH	5,05%	1,39	(IC95%: 1,09 – 1,76)
IDSS_F_SEM_IDENT	6,53%	1,53	(IC95%: 0,93 – 2,50)	CE_high	-22,70%	0,23	(IC95%: 0,07 – 0,71)
INADIM_RES_SUS	7,08%	1,58	(IC95%: 1,28 – 1,96)	DA_high	22,32%	4,26	(IC95%: 1,53 – 11,83)

Fonte: Elaborada pelo autor (2026)

Tabela 83 - Odds Ratios (OR), Intervalos de Confiança de 95% e Efeitos Marginais Médios (AME) dos indicadores associados ao risco de insolvência na modalidade FILANT (t-2)

Indicador	Efeitos Marginais-AME	Odds Ratio-OR	INTERVALO IC95% OR	Indicador	Efeitos Marginais-AME	Odds Ratio-OR	INTERVALO IC95% OR
APLIC_GARANT_A	-11,28%	0,48	(IC95%: 0,30 – 0,76)	IDSS_F_SEM_IDENT	11,20%	1,53	(IC95%: 1,21 – 1,94)
Ativo_M_Baixo_p5	-22,78%	0,16	(IC95%: 0,06 – 0,41)	INADIM_RES_SUS	6,54%	0,14	(IC95%: 0,04 – 0,52)
CE_high	-28,29%	0,40	(IC95%: 0,17 – 0,98)	IRF_low	-29,87%	0,06	(IC95%: 0,01 – 0,34)
D_FISCAL	-13,90%	7,03	(IC95%: 2,06 – 23,96)	MLO_low	-43,26%	0,33	(IC95%: 0,17 – 0,64)
DA_high	29,85%	0,17	(IC95%: 0,06 – 0,51)	P_MEDIO	-17,10%	0,15	(IC95%: 0,07 – 0,33)
DC_high	-27,14%	0,61	(IC95%: 0,47 – 0,78)	R_SUL	-29,25%	1,84	(IC95%: 1,31 – 2,57)
DESEMPREGO	-7,63%	3,67	(IC95%: 0,82 – 16,51)	RENDA_MEDIA	9,30%	0,37	(IC95%: 0,23 – 0,59)
ENDIV_CP_high	19,91%	2,88	(IC95%: 2,02 – 4,09)	TEM_RECLAMACAO	-15,36%	2,48	(IC95%: 0,85 – 7,21)
ENDIV_CP	16,17%	0,55	(IC95%: 0,44 – 0,70)	PMPE_high	13,91%	3,88	(IC95%: 1,76 – 8,58)
IDADE_MEDIA	-9,04%	0,50	(IC95%: 0,30 – 0,84)	PMPE_low	20,78%	0,23	(IC95%: 0,04 – 1,23)
IDSS_F_060a079	-10,55%	2,08	(IC95%: 1,14 – 3,78)				

Fonte: Elaborada pelo autor (2026)

A modalidade FILANT também apresentou um comportamento distinto das modalidades analisadas anteriormente, caracterizado pela coexistência de efeitos positivos e negativos de elevada magnitude. Entre os fatores associados ao aumento da probabilidade estimada de insolvência, destacaram-se DA_high e PMPE_low, que elevaram esse risco em 22,32% e 20,07% no horizonte ($t-1$). Em ($t-2$), os maiores impactos positivos foram observados para DA_high (29,85%), PMPE_low (20,78%) e ENDIV_CP_high (19,91%). Em termos práticos, os respectivos *odds ratios* indicam que operadoras com essas características apresentaram chances de insolvência cerca de 4,3 vezes maiores para DA_high em ($t-1$), 3,7 vezes maiores para PMPE_low em ($t-1$), 2,9 vezes maiores para ENDIV_CP_high em ($t-2$) e 3,9 vezes maiores para PMPE_high em ($t-2$). Esses resultados evidenciam que os mecanismos associados ao endividamento e ao desempenho operacional concentraram parte relevante dos fatores de risco identificados na modalidade.

Por outro lado, os efeitos protetivos observados foram ainda mais intensos. O indicador MLO_low apresentou a maior redução média da probabilidade estimada de insolvência, alcançando 36,65% em ($t-1$) e 43,26% em ($t-2$). Os respectivos *odds ratios* (0,09 e 0,33) indicam reduções aproximadas de 91% e 67% nas chances de insolvência. Também se destacaram Ativo_M_Baixo_p5, com reduções de 34,50% e 22,78%, E_indeniz_M_Baixa_p5 30,87% em ($t-1$), DC_high 29,59% em ($t-1$) e 27,14% em ($t-2$) e R_SUL, que reduziu a probabilidade estimada de insolvência em 26,87% e 29,25%, respectivamente.

De modo geral, os intervalos de confiança mantiveram a direção dos efeitos observados para os principais indicadores da modalidade, reforçando a consistência dos resultados. Algumas estimativas, entretanto, apresentaram intervalos mais amplos, especialmente para DA_high, PMPE_high e TEM_RECLAMACAO, sugerindo maior incerteza quanto ao tamanho exato dos efeitos estimados, sem alterar a evidência de associação identificada pelos modelos.

4.4.4.6 Medicina de Grupo – MED_GR

Tabela 84 - Odds Ratios (OR), Intervalos de Confiança de 95% e Efeitos Marginais Médios (AME) dos indicadores associados ao risco de insolvência na modalidade MED GR (t-1)

Indicador	Efeitos Marginais- AME	Odds Ratio- OR	INTERVALO IC95% OR	Indicador	Efeitos Marginais- AME	Odds Ratio-OR	INTERVALO IC95% OR
APLIC_GARANT_A_high	-6,66%	0,62	(IC95%: 0,38 – 1,02)	INADIM_RES_SUS	8,35%	1,80	(IC95%: 1,58 – 2,05)
Ativo_M_Baixo_p5	8,37%	1,80	(IC95%: 1,27 – 2,56)	M_EBIT	-1,91%	0,87	(IC95%: 0,78 – 0,97)
C_RECUR_ASSIST	6,37%	1,57	(IC95%: 1,30 – 1,88)	P_GRANDE	-40,94%	0,06	(IC95%: 0,03 – 0,11)
CAMBIO	-13,68%	0,38	(IC95%: 0,32 – 0,45)	P_MEDIO	-15,63%	0,33	(IC95%: 0,26 – 0,42)
COMBA	2,92%	1,23	(IC95%: 1,10 – 1,37)	P_N_IDENTIF	-8,26%	0,56	(IC95%: 0,32 – 0,97)
CTCP_low	10,29%	2,07	(IC95%: 1,31 – 3,27)	PIB	-1,76%	0,88	(IC95%: 0,80 – 0,97)
CTCP	1,10%	1,08	(IC95%: 1,00 – 1,17)	PMCR_high	12,03%	2,34	(IC95%: 1,61 – 3,39)
CTSE	-2,88%	0,82	(IC95%: 0,73 – 0,91)	PMPE	2,44%	1,19	(IC95%: 1,09 – 1,30)
DC	2,28%	1,17	(IC95%: 1,08 – 1,28)	R_NORDESTE	8,06%	1,77	(IC95%: 1,37 – 2,27)
ENDIV_CP_high	14,87%	2,86	(IC95%: 1,90 – 4,30)	R_NORTE	-36,09%	0,08	(IC95%: 0,02 – 0,39)
ENDIV_LP	1,76%	1,13	(IC95%: 1,03 – 1,25)	R_SUL	4,03%	1,33	(IC95%: 1,04 – 1,70)
IDSS_F_000a019	15,41%	2,97	(IC95%: 2,07 – 4,24)	T_ATUACAO_ANO	6,21%	1,55	(IC95%: 1,36 – 1,77)
IDSS_F_020a039	12,02%	2,33	(IC95%: 1,79 – 3,05)	TEM_ABI_RES_SUS	-15,81%	0,33	(IC95%: 0,23 – 0,46)
IDSS_F_SEM_IDENT	13,78%	2,64	(IC95%: 2,10 – 3,33)	TX_COBR_ABI_SUS	4,83%	1,41	(IC95%: 1,24 – 1,60)
IMOB	-2,15%	0,86	(IC95%: 0,78 – 0,95)	IPCA_G	3,36%	1,27	(IC95%: 1,15 – 1,40)

Fonte: Elaborada pelo autor (2026)

Tabela 85 - Odds Ratios (OR), Intervalos de Confiança de 95% e Efeitos Marginais Médios (AME) dos indicadores associados ao risco de insolvência na modalidade MED GR (t-2)

Indicador	Efeitos Marginais- AME	Odds Ratio- OR	INTERVALO IC95% OR	Indicador	Efeitos Marginais- AME	Odds Ratio-OR	INTERVALO IC95% OR
APLIC_GARANT_A_high	-7,56%	0,57	(IC95%: 0,32 – 1,02)	P_MEDIO	-15,25%	0,33	(IC95%: 0,25 – 0,42)
Ativo_M_Baixo_p5	9,13%	1,95	(IC95%: 1,36 – 2,81)	PIB	-1,78%	0,88	(IC95%: 0,79 – 0,97)
C_RECUR_ASSIST	5,21%	1,47	(IC95%: 1,20 – 1,79)	PMCR_high	8,64%	1,88	(IC95%: 1,23 – 2,89)
CAMBIO	-14,11%	0,36	(IC95%: 0,30 – 0,42)	R_NORDESTE	8,09%	1,81	(IC95%: 1,38 – 2,37)
COMBA	2,96%	1,24	(IC95%: 1,09 – 1,41)	R_NORTE	-43,28%	0,04	(IC95%: 0,00 – 0,42)
CTCP_low	9,77%	2,05	(IC95%: 1,20 – 3,50)	R_SUL	4,08%	1,35	(IC95%: 1,04 – 1,76)
CTSE	-3,55%	0,77	(IC95%: 0,67 – 0,89)	T_ATUACAO_ANO	6,60%	1,62	(IC95%: 1,40 – 1,88)
DC	2,53%	1,20	(IC95%: 1,09 – 1,33)	TEM_ABI_RES_SUS	-15,58%	0,32	(IC95%: 0,22 – 0,47)
ENDIV_CP_high	10,97%	2,23	(IC95%: 1,19 – 4,19)	TX_COBR_ABI_SUS	4,57%	1,40	(IC95%: 1,22 – 1,60)
ENDIV_LP	2,45%	1,20	(IC95%: 1,08 – 1,32)	C_Efetiva_Neg	12,78%	2,55	(IC95%: 0,87 – 7,47)
IDSS_F_000a019	13,32%	2,66	(IC95%: 1,81 – 3,91)	DM_high	6,19%	1,57	(IC95%: 0,98 – 2,52)
IDSS_F_020a039	9,76%	2,05	(IC95%: 1,53 – 2,74)	DM	-1,95%	0,87	(IC95%: 0,76 – 0,98)
IDSS_F_SEM_IDENT	12,62%	2,52	(IC95%: 1,96 – 3,25)	E_indeniz_igual_Zero	-7,45%	0,58	(IC95%: 0,35 – 0,97)
IMOB	-2,87%	0,81	(IC95%: 0,72 – 0,91)	ENDIV_CP	3,66%	1,31	(IC95%: 1,11 – 1,53)
INADIM_RES_SUS	7,91%	1,79	(IC95%: 1,55 – 2,05)	IPCA_G	2,86%	1,23	(IC95%: 1,11 – 1,38)
M_EBIT	-2,76%	0,82	(IC95%: 0,71 – 0,94)	RECEITA_T_A	-4,00%	0,75	(IC95%: 0,66 – 0,84)
P_GRANDE	-44,65%	0,04	(IC95%: 0,02 – 0,09)	ROA_low	-9,62%	0,49	(IC95%: 0,28 – 0,88)

Fonte: Elaborada pelo autor (2026)

A modalidade MED_GR apresentou a estrutura mais complexa entre os modelos analisados, combinando um grande número de indicadores com impactos expressivos sobre a probabilidade estimada de insolvência. Entre os fatores de risco, destacaram-se os indicadores relacionados à qualidade assistencial e ao perfil etário das operadoras. O indicador IDSS_F_000a019 elevou a probabilidade média estimada de insolvência em 15,41% no horizonte (*t-1*) e em 13,32% no horizonte (*t-2*), enquanto IDSS_F_SEM_IDENT aumentou esse risco em 13,78% e 12,62%, respectivamente.

Os *odds ratios* observados indicam que operadoras com essas características apresentaram chances de insolvência entre 2,5 e 2,9 vezes maiores nos dois períodos analisados. Também merecem destaque C_Efetiva_Neg, que aumentou a probabilidade estimada de insolvência em 12,78% no horizonte (*t-2*), PMCR_high, com impactos de 12,03% em (*t-1*) e 8,64% em (*t-2*), e CTCP_low, que elevou esse risco em aproximadamente 10% em ambos os horizontes. Embora não tenha apresentado os maiores efeitos marginais, o indicador ENDIV_CP_high manteve associação consistente com o aumento do risco de insolvência, com chances cerca de 2,2 vezes maiores nos dois modelos.

Os efeitos protetivos foram ainda mais pronunciados. O indicador P_GRANDE apresentou a maior redução média da probabilidade estimada de insolvência em toda a modalidade, alcançando 40,94% no horizonte (*t-1*) e 44,65% em (*t-2*). Seus *odds ratios* de 0,03 e 0,04 indicam reduções aproximadas de 97% e 96% nas chances de insolvência. Resultados igualmente expressivos foram observados para R_NORTE, que reduziu a probabilidade estimada de insolvência em 36,09% em (*t-1*) e 43,28% em (*t-2*), além de P_MEDIO, com reduções de 15,63% e 15,25%, e TEM_ABI_RES_SUS, que diminuiu a probabilidade média de insolvência em 15,81% e 15,58% nos respectivos horizontes temporais.

De forma geral, os intervalos de confiança mantiveram a direção dos efeitos observados para os principais indicadores, reforçando a consistência dos resultados. Entretanto, algumas estimativas apresentaram amplitudes relativamente elevadas, especialmente para R_NORTE, ENDIV_LP e C_Efetiva_Neg, sugerindo maior incerteza quanto à magnitude exata dos efeitos estimados, sem alterar a evidência de associação identificada pelos modelos.

4.4.4.7 Odontológica de Grupo – OD_GR

Tabela 86 - Odds Ratios (OR), Intervalos de Confiança de 95% e Efeitos Marginais Médios (AME) dos indicadores associados ao risco de insolvência na modalidade OD_GR (*t-1*)

Indicador	Efeitos Marginais-AME	Odds Ratio-OR	INTERVALO IC95% OR	Indicador	Efeitos Marginais-AME	Odds Ratio-OR	INTERVALO IC95% OR
Ativo_M_Baixo_p5	-6,40%	0,55	(IC95%: 0,28 – 1,07)	LC	-3,21%	0,74	(IC95%: 0,61 – 0,91)
C_Efetiva_M_Baixa_p5	11,79%	3,00	(IC95%: 0,85 – 10,58)	MLB_low	-9,62%	0,41	(IC95%: 0,18 – 0,91)
CAMBIO	-4,65%	0,65	(IC95%: 0,55 – 0,77)	MLB	-2,13%	0,82	(IC95%: 0,71 – 0,95)
DC_m_alto	4,04%	1,46	(IC95%: 1,01 – 2,09)	P_EXIGIVEL_M_BAILO	14,08%	3,71	(IC95%: 1,45 – 9,50)
DM	-1,48%	0,87	(IC95%: 0,76 – 1,01)	P_MEDIO	-15,32%	0,24	(IC95%: 0,14 – 0,41)
ENDIV_CP_high	8,73%	2,25	(IC95%: 1,39 – 3,65)	PMCR	1,83%	1,19	(IC95%: 1,07 – 1,31)
ENDIV_LP_high	7,93%	2,09	(IC95%: 1,08 – 4,03)	PMPE_low	5,66%	1,69	(IC95%: 1,20 – 2,39)
ENDIV_LP	2,85%	1,30	(IC95%: 1,11 – 1,54)	QUANT_REGIME_DF	2,36%	1,25	(IC95%: 1,13 – 1,37)
IDADE60ANOS	-1,78%	0,85	(IC95%: 0,73 – 0,99)	R_C_OESTE	5,33%	1,64	(IC95%: 0,97 – 2,77)
IDSS_F_020a039	5,26%	1,63	(IC95%: 1,14 – 2,33)	R_Liq_Neg	4,12%	1,47	(IC95%: 1,09 – 1,97)
IDSS_F_040a059	2,86%	1,30	(IC95%: 0,95 – 1,79)	R_NORTE	-12,72%	0,31	(IC95%: 0,10 – 0,90)
IDSS_F_060a079	-3,95%	0,69	(IC95%: 0,50 – 0,96)	R_SUL	-21,79%	0,13	(IC95%: 0,07 – 0,26)
IMOB_high	5,75%	1,71	(IC95%: 1,08 – 2,70)	ROA_low	-9,71%	0,40	(IC95%: 0,22 – 0,75)
IPCA_G	1,46%	1,15	(IC95%: 1,01 – 1,30)	ROE	-3,03%	0,75	(IC95%: 0,66 – 0,86)
IPCA_P	2,03%	1,21	(IC95%: 1,06 – 1,38)				

Fonte: Elaborada pelo autor (2026)

Tabela 87 - Odds Ratios (OR), Intervalos de Confiança de 95% e Efeitos Marginais Médios (AME) dos indicadores associados ao risco de insolvência na modalidade OD_GR (t-2)

Indicador	Efeitos Marginais-AME	Odds Ratio-OR	INTERVALO IC95% OR	Indicador	Efeitos Marginais-AME	Odds Ratio-OR	INTERVALO IC95% OR
Ativo_M_Baixo_p5	-7,63%	1,55	(IC95%: 1,07 – 2,24)	IPCA_P	2,39%	1,20	(IC95%: 1,07 – 1,35)
CAMBIO	-5,76%	2,51	(IC95%: 1,52 – 4,16)	P_MEDIO	-18,63%	1,28	(IC95%: 1,15 – 1,41)
DC_m_alto	4,67%	1,86	(IC95%: 0,93 – 3,71)	PMCR	1,97%	1,90	(IC95%: 1,10 – 3,28)
ENDIV_CP_high	9,86%	1,35	(IC95%: 1,15 – 1,60)	QUANT_REGIME_DF	2,62%	1,58	(IC95%: 1,16 – 2,14)
ENDIV_LP_high	6,62%	0,80	(IC95%: 0,68 – 0,94)	R_C_OESTE	6,85%	0,11	(IC95%: 0,05 – 0,23)
ENDIV_LP	3,24%	1,94	(IC95%: 1,34 – 2,80)	R_Liq_Neg	4,86%	0,39	(IC95%: 0,21 – 0,73)
IDADE60ANOS	-2,41%	1,52	(IC95%: 1,12 – 2,07)	R_SUL	-23,79%	0,76	(IC95%: 0,66 – 0,87)
IDSS_F_020a039	7,09%	1,98	(IC95%: 1,22 – 3,19)	ROA_low	-10,00%	0,84	(IC95%: 0,74 – 0,96)
IDSS_F_040a059	4,51%	1,25	(IC95%: 1,09 – 1,44)	ROE	-2,92%	0,49	(IC95%: 0,24 – 1,01)
IMOB_high	7,28%	0,18	(IC95%: 0,10 – 0,32)	DM	-1,82%	0,58	(IC95%: 0,49 – 0,70)

Fonte: Elaborada pelo autor (2026)

Na modalidade OD_GR, os resultados evidenciam uma combinação de fatores de risco e fatores protetivos de elevada magnitude, com boa estabilidade entre os horizontes temporais analisados. Entre os indicadores associados ao aumento da probabilidade estimada de insolvência, destacaram-se P_EXIGIVEL_M_BAIXO, que elevou esse risco em 14,08% no horizonte (*t-1*), e ENDIV_CP_high, com aumentos de 8,73% em (*t-1*) e 9,86% em (*t-2*). Em termos práticos, os respectivos *odds ratios* indicam que operadoras com essas características apresentaram uma chance de insolvência cerca de 3,7 vezes maior para P_EXIGIVEL_M_BAIXO e entre 2,3 e 3,0 vezes maior para ENDIV_CP_high. Também merecem destaque IMOB_high, que aumentou a probabilidade estimada de insolvência em 5,75% e 7,28% nos dois períodos, além de R_C_OESTE, cujo impacto passou de 5,33% em (*t-1*) para 6,85% em (*t-2*). Entre os indicadores com comportamento persistente, CAMBIO e DC_m_alto mantiveram associação positiva com o risco de insolvência, apresentando aumento moderado da probabilidade estimada nos dois horizontes temporais.

Os efeitos protetivos mostraram magnitude ainda mais expressiva. O indicador R_SUL apresentou a maior redução média da probabilidade estimada de insolvência, alcançando 21,79% em (*t-1*) e 23,79% em (*t-2*). Seus *odds ratios* (0,13 e 0,76) indicam redução relevante nas chances de insolvência, especialmente no horizonte mais próximo ao evento. Também se destacaram P_MEDIO, com reduções de 15,32% em (*t-1*) e 18,63% em (*t-2*), R_NORTE, que reduziu a probabilidade estimada de insolvência em 12,72% no horizonte (*t-1*), e ROA_low, com reduções de 9,71% e 10,00% nos dois períodos analisados.

Os intervalos de confiança dos principais indicadores mantiveram a mesma direção dos efeitos observados, reforçando a consistência das associações identificadas pelos modelos. Algumas estimativas, entretanto, apresentaram intervalos relativamente amplos, especialmente para C_Efetiva_M_Baixa_p5 e ENDIV_LP_high, sugerindo maior incerteza quanto ao

tamanho exato dos efeitos estimados, embora sem alterar a direção geral dos resultados observados.

4.4.4.8 Seguradora Especializada em Saúde – SEG_ESP

Tabela 88 - Odds Ratios (OR), Intervalos de Confiança de 95% e Efeitos Marginais Médios (AME) dos indicadores associados ao risco de insolvência na modalidade SEG_ESP (t-1)

Indicador	Efeitos Marginais-AME	Odds Ratio-OR	INTERVALO IC95% OR	Indicador	Efeitos Marginais-AME	Odds Ratio-OR	INTERVALO IC95% OR
CARGA_RES_SUS	11,35%	2,36	(IC95%: 1,17 – 4,78)	R_Liq_Neg	32,88%	0,00	(IC95%: 2,38E-10 – 1,49E-07)
DIVIDA_LP	-122,25%	0,00	(IC95%: 4,56E-08 – 6,29E-07)	CE_high	-100,65%	162,97	(IC95%: 0,72 – 36691,49)
INADIM_RES_SUS	5,55%	5,81	(IC95%: 1,42 – 23,76)				

Fonte: Elaborada pelo autor (2026)

Tabela 89 - Odds Ratios (OR), Intervalos de Confiança de 95% e Efeitos Marginais Médios (AME) dos indicadores associados ao risco de insolvência na modalidade SEG_ESP (t-2)

Indicador	Efeitos Marginais-AME	Odds Ratio-OR	INTERVALO IC95% OR	Indicador	Efeitos Marginais-AME	Odds Ratio-OR	INTERVALO IC95% OR
CE	15,27%	10,70	(IC95%: 0,86 – 133,11)	LG	-11,54%	0,17	(IC95%: 0,05 – 0,53)
DIVIDA_LP	-29,68%	0,01	(IC95%: 0,00 – 0,32)	PMCR	-15,87%	0,09	(IC95%: 0,01 – 0,78)
IDSS_F_060a079	-29,22%	0,01	(IC95%: 0,00 – 1,77)	R_Liq_Neg	63,64%	19.584,04	(IC95%: 7,27 – 5,27E+07)
LC	16,64%	13,25	(IC95%: 2,61 – 67,27)				

Fonte: Elaborada pelo autor (2026)

A modalidade SEG_ESP apresentou o conjunto mais reduzido de indicadores selecionados entre todas as modalidades analisadas, mas alguns deles exibiram magnitudes extremamente elevadas. Esse resultado deve ser interpretado com cautela, considerando o número limitado de observações disponíveis para a modalidade, aspecto que tende a aumentar a sensibilidade dos coeficientes estimados e ampliar a variabilidade das medidas de efeito. Ainda assim, os resultados permitem identificar sinais relevantes associados ao risco estimado de insolvência.

Entre os fatores de risco, destacaram-se R_Liq_Neg, que aumentou a probabilidade média estimada de insolvência em 32,88% no horizonte (*t-1*) e em 63,64% no horizonte (*t-2*), além de LC, que elevou esse risco em 16,64% no horizonte (*t-2*). Em termos de razões de chance, os respectivos *odds ratios* indicam chances de insolvência cerca de 23 vezes maiores para R_Liq_Neg em (*t-1*), alcançando aproximadamente 19.584 vezes maiores em (*t-2*), enquanto LC esteve associado a uma chance de insolvência cerca de 13,3 vezes maior.

Os efeitos protetivos também apresentaram magnitudes expressivas. O indicador DIVIDA_LP reduziu a probabilidade estimada de insolvência em 122,25% no horizonte (*t-1*) e em 29,68% no horizonte (*t-2*), enquanto CE_high reduziu essa probabilidade em 100,65% no horizonte t-1. No modelo (*t-2*), também se destacaram IDSS_F_060a079, com redução de 29,22%, PMCR, com redução de 15,87%, e LG, que diminuiu a probabilidade estimada de

insolvência em 11,54%. Os intervalos de confiança associados a alguns indicadores revelam elevada incerteza quanto à magnitude exata dos efeitos estimados.

Esse comportamento é particularmente evidente em CE_high (IC95%: 0,72–36.691,49) e, sobretudo, em R_Liq_Neg no horizonte (t-2) (IC95%: 7,27–5,27E+07), cujas amplitudes sugerem que os modelos identificaram a direção da associação, mas com baixa precisão na estimação do seu tamanho. Dessa forma, embora os resultados reforcem a capacidade discriminatória observada para a modalidade, a interpretação das magnitudes deve ser realizada de forma prudente, considerando as limitações decorrentes do reduzido tamanho amostral e da elevada sensibilidade das estimativas obtidas.

4.4.5 Análise dos sinais econômicos esperados versus os sinais empíricos identificados

Nesta seção, confronta-se o sinal econômico esperado, definido *ex ante* com base no referencial teórico e no racional econômico aplicável ao setor de saúde suplementar, com o sinal empírico identificado *ex post* por meio dos coeficientes estimados nos modelos de regressão logística, estratificados por modalidade de OPS e por defasagem temporal (*t-1* e *t-2*). Para cada indicador estatisticamente significativo, foram consideradas três situações: (i) indefinição teórica, quando a literatura não permite estabelecer, a priori, uma direção inequívoca para o efeito esperado; (ii) divergência, quando o sinal estimado difere daquele previsto pela teoria; e (iii) convergência, quando o sinal empírico coincide com o sinal econômico esperado.

Essa comparação interessa à Teoria da Sinalização porque o risco de insolvência é uma característica que não pode ser observada diretamente pelos agentes do mercado. Indicadores financeiros, não financeiros e macroeconômicos funcionam, nesse contexto, como sinais (*signals*) capazes de reduzir a assimetria informacional entre esses agentes (Spence, 1973). Sob essa perspectiva, nesta pesquisa esses sinais são interpretados como *red flags* do risco de insolvência. Connelly *et al.* (2025) tratam a sinalização como um processo de comunicação entre emissores e receptores em ambientes marcados por essa assimetria, perspectiva que orienta a leitura proposta aqui: a convergência entre sinal esperado e sinal empírico reforça o potencial de um indicador como *red flag*, ao passo que a divergência mostra que nem todo indicador tradicionalmente associado ao risco preserva sua capacidade de sinalização quando submetido à validação empírica.

Ao todo, a comparação entre o sinal esperado e o sinal empírico envolveu 299 estimativas estatisticamente significantes, referentes a 95 indicadores distintos identificados em diferentes modalidades de operadoras e defasagens temporais (*t-1* e *t-2*). Desse total, 158

estimativas (52,84%) convergiram, 106 (35,45%) divergiram e 35 (11,71%) corresponderam a indicadores cujo comportamento a teoria não permitia antecipar, cabendo à evidência empírica definir a direção do efeito.

As subseções seguintes organizam esses resultados, separando os casos de confirmação das expectativas teóricas daqueles em que a evidência empírica seguiu direção distinta da prevista pela literatura. A discussão considera a natureza financeira, não financeira e macroeconômica dos indicadores, buscando compreender em que medida os sinais tradicionalmente associados ao risco de insolvência se confirmam nas diferentes modalidades de OPS e quais especificidades do setor ajudam a explicar os casos de divergência.

4.4.5.1 Indicadores com Sinal Econômico Indefinido ex ante e sua Definição Empírica ex post

Nove indicadores foram classificados, na avaliação *ex ante*, como de sinal econômico indefinido: a literatura não oferecia consenso ou fundamentação suficiente para estabelecer, previamente, a direção esperada de sua relação com o risco de insolvência das OPS. Reconheceu-se, nesses casos, que o efeito poderia variar conforme as características financeiras, operacionais ou institucionais de cada operadora, cabendo à evidência empírica indicar o sentido predominante da relação.

Essa estratégia é consistente com a literatura contemporânea sobre previsão de insolvência. Ohlson (1980) argumenta que determinados indicadores somente revelam plenamente seu conteúdo informacional quando analisados em conjunto com outras dimensões econômico-financeiras da organização, enquanto Sharma e Mittal (2024) destacam que modelos preditivos mais robustos decorrem da integração entre indicadores financeiros, não financeiros e macroeconômicos. Assim, nos casos em que a teoria não permitia estabelecer um sinal esperado de forma inequívoca, coube à evidência empírica definir a direção predominante da associação observada.

A Tabela 90 apresenta o comportamento desses indicadores em cada modalidade e horizonte temporal. A variável *dummy* SEM_ENDIV (ausência de endividamento circulante e de longo prazo) apresentou associação positiva com o risco de insolvência em ADM_BENF ($t-1$). A análise financeira tradicional associa menor participação de capital de terceiros a uma condição mais favorável (Matarazzo, 2010; Assaf Neto e Lima, 2014), mas a ausência completa de passivos pode ter significado distinto em contextos específicos. Em ADM_BENF, o sinal positivo sugere que a inexistência de endividamento pode estar relacionada à baixa atividade

operacional, à descontinuidade das operações ou a registros contábeis atípicos do que a uma condição de solidez financeira, sobretudo quando o indicador é analisado isoladamente, em bases sujeitas a limitações informacionais.

Tabela 90 - Indicadores com sinal econômico indefinido (avaliação ex-ante) e confirmação empírica do sinal (avaliação ex-post)

Modalidade	Sinal	AB	AB	AG	AG	CM	CM	CO	CO	FL	FL	MG	MG	OG	OG	SE	SE
Tempo	empírico	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2
FINANCEIROS																	
P_EXIGIVEL_M_BAIXO	(+)														x		
PMPE	(+)			x	x							x					
SEM_ENDIV	(+)	x															
NÃO FINANCEIROS																	
IDSS_F_040a059	(+)				x										x	x	
P_MEDIO	(-)					x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	
R_C_OESTE	(+)														x	x	
R_NORDESTE	(+)					x	x					x	x				
R_NORTE	(-)											x	x	x			
R_SUL	(±)			x						x	x	x	x	x	x	x	

Fonte: Dados da pesquisa (2026)

Nota: O indicador "R_SUL" foi o único que manteve sinal indefinido (±) ex-post, sendo negativo nas modalidades FILANT e OD_GR e positivo nas modalidades AUTO_G, COOP_OD e MED_GR.

Legenda das modalidades: AB = ADM_BENF; AG = AUTO_G; CM = COOP_MED; CO = COOP_OD; FL = FILANT; MG = MED_GR; OG = OD_GR; e SE = SEG_ESP.

Os sufixos "-1" e "-2" indicam, respectivamente, as defasagens temporais t-1 e t-2.

O símbolo "x" indica ocorrência do indicador, com o respectivo sinal, na modalidade e defasagem correspondentes.

Mendes *et al.* (2014) demonstram que inconsistências nos dados contábeis podem conter informação relevante sobre dificuldades financeiras, mesmo quando não decorrem de manipulação deliberada. Esse entendimento é reforçado pela discussão de Guimarães e Alves (2009) sobre as limitações informacionais das bases da ANS, que podem comprometer a interpretação dos indicadores quando analisados de forma isolada.

Já o indicador PMPE (prazo médio de pagamento de eventos), identificado em AUTO_G (t-1 e t-2) e MED_GR (t-1), apresentou sinal positivo de forma consistente nas três ocorrências. O resultado permite compreender a ambiguidade que motivou sua classificação teórica: prazos mais curtos poderiam pressionar o caixa no curto prazo, enquanto seu alongamento excessivo poderia indicar dificuldade para liquidar obrigações com prestadores. Assim, diante do sinal positivo observado, prevaleceu, o segundo mecanismo, compatível com restrições de liquidez e deterioração do ciclo financeiro (Matarazzo, 2010; Assaf Neto e Lima, 2014). Sob essa perspectiva, o resultado também converge com Beaver (1966), ao evidenciar que a utilidade preditiva de determinados indicadores somente pode ser confirmada

empiricamente, uma vez que seu poder discriminatório varia conforme o contexto em que são observados.

Comportamento mais isolado teve a variável *dummy* P_EXIGIVEL_M_BAIXO (percentil 1%), significativa apenas em OD_GR ($t-1$), também com sinal positivo. A interpretação desse resultado exige cautela. Menor dependência de capital de terceiros costuma ser associada a uma condição financeira mais favorável (Matarazzo, 2010; Assaf Neto e Lima, 2014). Entretanto, um passivo exigível extremamente reduzido também pode refletir baixa atividade operacional ou registros contábeis incompletos, e não necessariamente maior solidez financeira, exatamente o tipo de situação que Mendes *et al.* (2014) e Guimarães e Alves (2009) associam a bases de dados sujeitas a inconsistências. O sinal positivo observado para esse indicador sugere que, ao menos nessa modalidade, prevaleceu essa segunda interpretação.

Entre os indicadores não financeiros, P_MEDIO (*dummy* de porte médio, com referência ao porte pequeno) foi o de comportamento mais consistente: nas dez ocorrências observadas, COOP_MED, COOP_OD, FILANT, MED_GR e OD_GR, nas duas defasagens, o sinal foi sempre negativo, indicando efeito protetivo. O achado converge com Morrison e Luft (1990), que destacam que pequenos planos de saúde em meados da década de 1970 faliram completamente ou foram absorvidas por organizações maiores devido à limitação de escala e capital, mas diverge de Bragança *et al.* (2019), que não encontraram efeito significativo do porte.

A uniformidade do sinal em cinco modalidades distintas é o que esta pesquisa acrescenta: comparado ao porte pequeno, o porte médio funcionou como fator protetivo em todos os casos observados, o que sugere que o efeito do porte talvez dependa mais da modalidade de comparação do que a literatura anterior havia captado.

As variáveis de localização geográfica, por sua vez, não seguiram um padrão único. R_NORDESTE aumentou o risco em COOP_MED e MED_GR (ambas as defasagens); R_C_OESTE teve o mesmo efeito em OD_GR ($t-1$ e $t-2$); já R_NORTE funcionou como protetivo em MED_GR (ambas) e em OD_GR ($t-1$). Bragança *et al.* (2019) não haviam identificado efeito significativo da região, o que esta pesquisa sugere, ao decompor a análise por modalidade, é que a influência regional existe, mas não é uniforme para o setor como um todo.

O indicador IDSS_F_040a059 aumentou o risco em AUTO_G ($t-2$) e OD_GR ($t-1$ e $t-2$), tendo como referência a faixa de melhor desempenho (IDSS_F_080a100). O resultado é consistente com Bragança *et al.* (2019), que já haviam associado desempenho inferior no IDSS

a maior probabilidade de insolvência. A novidade aqui é que não só as faixas mais baixas, mas também uma faixa intermediária, pode operar como *red flag* frente à categoria superior.

O caso mais informativo, contudo, é o de R_SUL, único indicador cuja indefinição permaneceu mesmo após a estratificação por modalidade. Em AUTO_G, COOP_OD e MED_GR sua associação com o risco foi positiva; em FILANT e OD_GR, negativa. Essa ausência de direção única é compatível com Bragança *et al.* (2019), que não haviam encontrado efeito regional significativo para o conjunto das operadoras. Os presentes resultados sugerem que o achado agregado nulo observado por Bragança *et al.* (2019) pode decorrer do cancelamento de relações opostas entre modalidades quando o setor é examinado como um todo. A Região Sul, portanto, não constitui sinal homogêneo de risco ou proteção, seu conteúdo informacional depende da modalidade de operadora considerada.

Sob a perspectiva da Teoria da Sinalização, esses resultados reforçam que o conteúdo informacional de um indicador não decorre apenas de sua existência, mas também do contexto em que o sinal é produzido e interpretado. Como destacam Connelly *et al.* (2025), o significado de um sinal depende das condições em que é observado e das informações disponíveis aos receptores. Nesse sentido, os resultados desta pesquisa sugerem que indicadores inicialmente classificados como indefinidos podem assumir caráter informativo quando analisados de forma desagregada por modalidade de operadora, reduzindo parte da assimetria informacional existente no setor de saúde suplementar.

4.4.5.2 Divergências entre Sinal Esperado Protetivo (negativo) e Sinal Empírico de Risco (positivo)

A Tabela 91 reúne os indicadores para os quais o referencial teórico previa efeito negativo (protetivo), isto é, redução do risco de insolvência, mas cuja estimação empírica revelou associação positiva com esse risco. Nesses casos, o comportamento observado divergiu da expectativa estabelecida *ex ante*, indicando que, nas modalidades em que foram significativos, esses indicadores passaram a sinalizar aumento da probabilidade de insolvência.

Esse tipo de divergência é compatível com a literatura recente sobre previsão de insolvência. Sharma e Mittal (2024) destacam que indicadores tradicionalmente associados à redução do risco podem apresentar comportamento distinto quando analisados em conjunto com fatores institucionais, operacionais e macroeconômicos específicos de cada setor, reforçando a importância da validação empírica das relações teóricas.

Tabela 91 - Indicadores com sinal econômico negativo (avaliação ex-ante) e confirmação empírica com sinal positivo (avaliação ex-post)

Modalidade Tempo	Sinal Empírico	AB t-1	AB t-2	AG t-1	AG t-2	CM t-1	CM t-2	CO t-1	CO t-2	FL t-1	FL t-2	MG t-1	MG t-2	OG t-1	OG t-2	SE t-1	SE t-2
FINANCEIROS																	
APLIC_GARANT_A	(+)					x											
CTCP_low	(+)											x	x				
GAT	(+)						x										
LC	(+)																x
MLB	(+)					x	x	x	x								
NÃO FINANCEIROS																	
C_RECUR_ASSIST	(+)											x	x				
T_ATUACAO_ANO	(+)	x	x									x	x				
MACROECONOMICOS																	
IPCA_P	(+)													x	x		
REAJUSTE_ANS	(+)									x							
RENDA_MEDIA	(+)						x				x						

Fonte: Dados da pesquisa (2026)

Legenda das modalidades: AB = ADM_BENF; AG = AUTO_G; CM = COOP_MED; CO = COOP_OD; FL = FILANT; MG = MED_GR; OG = OD_GR; e SE = SEG_ESP.

Os sufixos "-1" e "-2" indicam, respectivamente, as defasagens temporais t-1 e t-2.

O símbolo "x" indica ocorrência do indicador, com o respectivo sinal, na modalidade e defasagem correspondentes.

O caso mais expressivo desse grupo é o indicador T_ATUACAO_ANO (tempo de atuação da operadora), que apresentou associação positiva com o risco de insolvência em Administradoras de Benefícios (*t-1* e *t-2*) e Medicina de Grupo (*t-1* e *t-2*). Esse resultado contraria a expectativa teórica clássica de que organizações mais antigas, por acumularem experiência e consolidarem suas estruturas, estariam menos expostas à insolvência, conforme observado internacionalmente por Morrison e Luft (1990), que apontam que a vulnerabilidade e a mortalidade de organizações de saúde são acentuadas no início de suas atividades, durante a fase inicial de consolidação e qualificação operatória. No entanto, no contexto brasileiro de saúde suplementar, os resultados sugerem que a maturidade organizacional pode estar associada à presença de passivos estruturais de difícil reversão.

À luz da Teoria da Sinalização, este achado ilustra o que Connelly *et al.* (2025) classificam como a dinâmica dos receptores e a relevância prática dos sinais: o tempo de existência, que outrora servia como um sinal robusto de legitimidade e solidez, sofre uma perda de utilidade informacional devido a transformações no ambiente regulatório e de custos. Em mercados altamente dinâmicos e regulados, uma possível interpretação é que a longevidade passe a sinalizar rigidez adaptativa, obsolescência tecnológica ou a manutenção de carteiras antigas com elevada sinistralidade, fazendo com que um atributo tradicionalmente associado ao

prestígio e à estabilidade possa, em determinados contextos, ser interpretado como um sinal de vulnerabilidade estrutural.

Outro resultado de grande relevância refere-se ao indicador MLB (margem de lucro bruto), que apresentou associação positiva com o risco de insolvência em Cooperativas Médicas e Cooperativas Odontológicas em ambas as defasagens temporais. A teoria clássica de análise de balanços estabelece que maiores margens indicam geração própria de recursos e menor dependência de capital de terceiros, reduzindo o risco de insolvência (Matarazzo, 2010; Altman, 1968).

Contudo, a divergência empírica observada sugere que o sinal positivo de MLB pode não refletir integralmente a situação de solvência da operadora. Essa interpretação também encontra respaldo em Ohlson (1980), ao demonstrar que indicadores de desempenho econômico não devem ser interpretados isoladamente, mas em conjunto com a estrutura financeira, a liquidez e outras características da organização. Sob essa perspectiva, uma margem bruta elevada pode deixar de representar fortalecimento econômico quando dissociada da sustentabilidade financeira da operadora, reforçando a necessidade de interpretação integrada dos indicadores.

Sob a perspectiva de Connelly *et al.* (2025), sinais podem refletir estratégias transitórias adotadas por organizações em dificuldades antes que um novo equilíbrio informacional (*separating equilibrium*) seja estabelecido no mercado. Uma possível explicação é que operadoras em processo de deterioração financeira adotem medidas emergenciais, como contenção de despesas assistenciais ou aumento das contraprestações efetivas, capazes de elevar temporariamente a margem bruta. Nessa perspectiva, a elevação da MLB pode deixar de representar um sinal de eficiência operacional contínua e passar a atuar como uma *red flag* de um movimento reativo de curto prazo diante do agravamento da situação econômico-financeira.

Os demais indicadores financeiros com divergência empírica, APLIC_GARANT_A (COOP_MED, $t-1$), CTCP_low (MED_GR, $t-1$ e $t-2$), GAT (COOP_MED, $t-2$) e LC (SEG_ESP, $t-2$), apresentaram ocorrências restritas a modalidades específicas. O sinal positivo para LC (Liquidez Corrente) em seguradoras especializadas contraria a premissa de Matarazzo (2010) de que uma maior liquidez indica capacidade favorável de honrar compromissos. Uma possível interpretação é que níveis elevados de liquidez possam refletir, em determinadas circunstâncias, ineficiência na alocação de recursos ou retenção de capital pouco rentabilizado, especialmente em períodos de dificuldades financeiras. Essa interpretação é compatível com Guimarães e Nossa (2010), que demonstram, para OPS, que a relação entre liquidez,

rentabilidade e solvência depende da forma como o capital de giro é estruturado, produzindo resultados que nem sempre corroboram as expectativas da teoria financeira tradicional.

Para as cooperativas médicas, a associação positiva do giro do ativo (GAT) com o risco diverge do achado de Bragança *et al.* (2019), onde o giro apresentou o clássico efeito protetivo. Esta divergência pode ser explicada pelas diferentes abordagens metodológicas dos estudos: enquanto Bragança *et al.* (2019) analisaram o mercado de saúde suplementar de forma consolidada (agrupando todas as OPS em uma única amostra), este trabalho realizou estimações segregadas por modalidades de atuação. Essa abordagem específica revela que a dinâmica das Cooperativas Médicas possui particularidades estruturais e societárias que são mascaradas em análises agregadas do setor.

No modelo cooperativista, em que os médicos cooperados são simultaneamente proprietários e prestadores de serviços, uma possível interpretação é que uma elevada rotatividade de ativos, quando não acompanhada de margens líquidas consistentes, possa refletir elevado volume de repasses assistenciais aos cooperados, reduzindo a capacidade de retenção de sobras líquidas. Sob essa ótica, o giro elevado pode deixar de refletir eficiência financeira protetiva e passar a indicar maior consumo do capital de giro e redução da capacidade de retenção de recursos, fatores potencialmente associados ao aumento da probabilidade de insolvência. Esses resultados sugerem que, para determinadas estruturas societárias, uma alta rotatividade de ativos sem a devida margem líquida pode acelerar o consumo de capital de giro e elevar a probabilidade de insolvência.

No âmbito dos fatores não financeiros e macroeconômicos, o indicador C_RECUR_ASSIST (recursos assistenciais próprios) em Medicina de Grupo (*t-1* e *t-2*) apresentou associação positiva com o risco. Esse resultado contrapõe diretamente a literatura de verticalização setorial: Bragança *et al.* (2019) apontam que a posse de rede própria de atendimento atua como redutor do risco de insolvência devido ao maior controle sobre os custos assistenciais.

Contudo, uma possível interpretação é que a imobilização de recursos em ativos assistenciais próprios (C_RECUR_ASSIST) possa aumentar a rigidez da estrutura de custos fixos. Em cenários de retração da demanda ou de elevação dos custos assistenciais, essa rigidez operacional pode comprometer o fluxo de caixa e reduzir a capacidade de adaptação financeira, fazendo com que a verticalização deixe de exercer o efeito protetivo esperado. Esse resultado também dialoga com Ahern (1991), ao evidenciar que determinadas características estruturais das organizações de assistência à saúde não produzem, por si sós, maior estabilidade financeira,

uma vez que seus efeitos dependem da eficiência gerencial, das condições regulatórias e da capacidade de adaptação ao ambiente competitivo.

Finalmente, os indicadores macroeconômicos IPCA_P (OD_GR, $t-1$ e $t-2$), REAJUSTE_ANS (FILANT, $t-1$) e RENDA_MEDIA (COOP_MED, $t-2$ e FILANT, $t-2$) também revelaram associação positiva com o risco de insolvência. Teoricamente, aumentos na renda média da população e reajustes autorizados deveriam recompor as receitas operacionais e blindar as OPS contra falhas de solvência. Todavia, esses resultados podem ser interpretados como evidência de um possível descasamento temporal entre a recomposição das receitas e a evolução dos custos assistenciais.

O reajuste autorizado pela ANS e a inflação dos planos de saúde (IPCA_P) ocorrem de forma defasada e, historicamente, situam-se abaixo da Variação de Custos Médico-Hospitalares (VCMH), que sistematicamente supera a inflação geral. Conforme apontado pelo IESS (2018), mesmo em períodos de crescimento da renda média, o encarecimento dos custos assistenciais de saúde pressiona as margens de forma mais acelerada do que a capacidade de recomposição de receitas.

Desse modo, os aumentos de preços autorizados ou o incremento da renda média podem, em determinados contextos, comportar-se como sinais tardios de que o setor opera sob forte pressão de custos (choques pelo lado da oferta/sinistros), sem que, isoladamente, esses fatores macroeconômicos sejam suficientes para restaurar a estabilidade financeira das operadoras mais vulneráveis. Os resultados também convergem com Sharma e Mittal (2024), que destacam que fatores macroeconômicos exercem influência sobre a insolvência principalmente quando analisados em conjunto com indicadores financeiros e não financeiros, reforçando que alterações no ambiente econômico raramente produzem efeitos homogêneos sobre todas as organizações.

Sob a perspectiva da **Teoria da Sinalização**, os achados evidenciam que os indicadores socioeconômico-financeiros clássicos funcionam como sinais (*signals*) que transmitem informações sobre a qualidade não observável das operadoras: seu risco de insolvência. Como proposto originalmente por Spence (1973), os sinais reduzem a assimetria de informação ao permitir inferências indiretas. Entretanto, a ocorrência sistemática de sinais com efeitos opostos aos previstos pela teoria tradicional destaca que, em consonância com Connelly *et al.* (2025), a eficácia e a confiabilidade de um sinal podem depender de seu custo de emissão e do contexto institucional em que é interpretado.

A instabilidade ou a inversão de sinais consagrados na literatura genérica de falências reforça a necessidade de validação contínua e calibração setorial no mercado de saúde

Modalidade	Sinal	AB	AB	AG	AG	CM	CM	CO	CO	FL	FL	MG	MG	OG	OG	SE	SE
Tempo	empírico	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2
MLO_low	(-)									x	x						
IRF_low	(-)			x				x	x		x						
M_EBITDA_low	(-)					x											
MLB_low	(-)													x			
ROA_low	(-)												x	x	x		
COMB_high	(-)			x													
CE_high	(-)									x	x					x	
DC_high	(-)									x	x						
ENDIV_high	(-)									x							

Fonte: Dados da pesquisa (2026)

Legenda das modalidades: AB = ADM_BENF; AG = AUTO_G; CM = COOP_MED; CO = COOP_OD; FL = FILANT; MG = MED_GR; OG = OD_GR; e SE = SEG_ESP.

Os sufixos "-1" e "-2" indicam, respectivamente, as defasagens temporais t-1 e t-2.

O símbolo "x" indica ocorrência do indicador, com o respectivo sinal, na modalidade e defasagem correspondentes.

A teoria clássica da análise das demonstrações contábeis oferece base sólida para o comportamento esperado desses indicadores: endividamento elevado, maior comprometimento da receita por despesas, imobilização excessiva de recursos, deterioração da rentabilidade e redução da liquidez são condições historicamente associadas a maior vulnerabilidade financeira (Matarazzo, 2010; Assaf Neto e Lima, 2014). Essa lógica constitui a base conceitual incorporada pelos principais modelos clássicos de previsão de insolvência, desenvolvidos por Beaver (1966), Altman (1968) e Ohlson (1980), nos quais os indicadores financeiros funcionam como mecanismos de discriminação entre empresas solventes e insolventes antes da falência.

Essa leitura, porém, não é consensual. Dimitras, Zanakis e Zopounidis (1996) já apontavam que os indicadores relevantes para prever insolvência variam entre países, setores e períodos, já que desempenho e sobrevivência organizacional dependem do ambiente econômico em que a empresa está inserida. Na mesma linha, Balcaen e Ooghe (2006) identificam limitações nos modelos estatísticos clássicos: os dados nem sempre são estacionários ou estáveis, a amostra pode ser enviesada, e os modelos costumam ignorar tanto a dimensão temporal quanto a natureza multidimensional da insolvência.

Bellovary, Giacomino e Akers (2007) acrescentam que os modelos variam amplamente quanto a técnicas e indicadores utilizados, e que aumentar o número de variáveis não garante, por si só, maior poder preditivo. Sharma e Mittal (2024), mais recentemente, vão em outra direção: defendem que combinar variáveis financeiras, não financeiras e macroeconômicas produz leitura mais completa do risco de insolvência, sobretudo quando setores e ambientes institucionais diferem entre si.

Os resultados aqui obtidos seguem essa linha. As divergências concentram-se sobretudo em indicadores construídos a partir de situações extremas, variáveis *dummy* que capturam valores nos percentis inferiores ou superiores da distribuição, caso de **Ativo_M_Baixo_p5**, **E_Indeniz_M_Baixa_p5**, **E_indeniz_Igual_Zero**, **MLL_low**, **MLO_low**, **ROA_low**, **LG_low**, **IRF_low**, **M_EBITDA_low**, **MLB_low**, **COMB_m_alto**, **COMBA_m_alto**, **COMB_high**, **CE_high**, **DC_high** e **ENDIV_high**. Pela teoria financeira tradicional, essas condições sinalizariam maior fragilidade e deveriam elevar a probabilidade de insolvência; nas modalidades em que se revelaram significativas, contudo, o efeito foi o inverso.

Uma leitura possível para esse padrão é que indicadores em níveis extremos funcionem não apenas como retrato da fragilidade, mas também como alerta de alta intensidade para gestores e reguladores. No mercado de saúde suplementar, sujeito a monitoramento prudencial e à possibilidade de intervenção administrativa e regulatória, uma condição financeira muito desfavorável tende a se tornar visível com mais facilidade, o que pode antecipar ajustes operacionais, financeiros ou gerenciais. Nessa hipótese, parte do efeito protetivo observado refletiria respostas corretivas tomadas depois que a situação extrema foi identificada. Vale registrar, porém, que os modelos estimados aqui captam associação, não causalidade: não é possível afirmar, a partir deles, que a intervenção gerencial tenha efetivamente reduzido o risco de insolvência.

Esse comportamento também dialoga com a literatura específica sobre operadoras de planos de saúde. Guimarães e Alves (2009) verificaram que o modelo desenvolvido especificamente para as OPS apresentou desempenho superior e mais estável que o modelo geral utilizado como comparação, reforçando a relevância das particularidades setoriais na previsão da insolvência. Guimarães e Nossa (2010), por sua vez, demonstraram que diferentes estruturas de financiamento do capital de giro estão associadas a níveis distintos de lucratividade, liquidez e solvência, tendo os resultados empíricos indicado uma ordem de preferência diferente daquela prevista originalmente pelo modelo normativo analisado. Bragança *et al.* (2019) também encontraram relações específicas entre indicadores financeiros e insolvência nas OPS brasileiras, inclusive resultados contrários ao sinal inicialmente esperado para variáveis como CE e MLL.

De maneira complementar, Barros e Beiruth (2016) constataram que o desempenho dos modelos de previsão não foi uniforme. Em conjunto, esses estudos evidenciam que a associação dos indicadores financeiros com o risco de insolvência e o desempenho preditivo dos modelos dependem das especificidades do setor, das características das operadoras, das variáveis consideradas e do contexto em que são aplicados, reforçando que relações econômico-

financeiras consolidadas na literatura geral podem assumir comportamento distinto quando analisadas no mercado brasileiro de saúde suplementar.

Além das variáveis de extremo, alguns indicadores contínuos também divergiram do sinal esperado, **CE**, **DC**, **DM**, **IMOB**, **PMCR**, **R_Operac_Neg**, **RECEITA_T_A** e **DIVIDA_LP**. Diferentemente das variáveis *dummy* de extremo, essas ocorrências apareceram de forma dispersa, ligadas a modalidades específicas, sem configurar um padrão que justifique rever a interpretação econômica tradicional desses indicadores. É mais provável que reflitam características particulares das modalidades em que ocorreram do que uma mudança estrutural de sentido.

Com base na perspectiva da Teoria da Sinalização, essas evidências oferecem uma interpretação adicional para os resultados encontrados. Segundo Spence (1973), sinais observáveis permitem que os receptores façam inferências sobre qualidades que não podem ser diretamente conhecidas, contribuindo para a redução da assimetria informacional. Connelly *et al.* (2025) ampliam essa discussão ao demonstrarem que a eficácia da sinalização depende da interação entre sinalizadores, sinais, receptores e ambiente de sinalização, bem como da credibilidade e dos custos associados à emissão e à interpretação do sinal.

Nesse sentido, os resultados desta pesquisa sugerem que indicadores tradicionalmente classificados como sinais de risco podem assumir conteúdo informacional distinto no ambiente regulado das OPS. Uma possível explicação é que, ao se tornarem suficientemente visíveis, esses indicadores induzam respostas gerenciais ou regulatórias capazes de mitigar a deterioração econômico-financeira. Essa interpretação, contudo, deve ser compreendida como hipótese explicativa, e não como relação causal comprovada pelos modelos estimados.

Em conjunto, essas evidências não invalidam a teoria econômico-financeira clássica nem os modelos tradicionais de previsão de insolvência. Ao contrário, sugerem que seus pressupostos permanecem válidos como referência para a definição do sinal econômico esperado dos indicadores. Os resultados desta pesquisa indicam, contudo, que, no ambiente institucional das operadoras de planos de saúde brasileiras, a associação empírica desses indicadores com a insolvência pode assumir direção distinta em razão da interação com fatores regulatórios, organizacionais e gerenciais.

Assim, a principal contribuição desta pesquisa consiste em evidenciar que a capacidade de sinalização dos indicadores financeiros não depende exclusivamente de seu significado econômico teórico, mas também do contexto em que esses sinais são produzidos, observados e interpretados, reforçando a necessidade de validação empírica dos modelos de previsão de insolvência em setores regulados.

4.4.5.3.2 Indicadores não financeiros

A Tabela 93 reúne os indicadores não financeiros cuja fundamentação teórica apontava para associação positiva com o risco de insolvência, mas cuja estimação empírica indicou o contrário: efeito protetivo. Assim como no grupo anterior, variáveis normalmente tratadas como fator de risco passaram, nas modalidades em que se mostraram significativas, a reduzir a probabilidade de insolvência.

Diferentemente do observado entre os indicadores financeiros, as divergências dos indicadores não financeiros distribuem-se entre diferentes dimensões organizacionais, regulatórias, operacionais e assistenciais, indicando que a interpretação desses sinais depende das características institucionais e operacionais das operadoras de planos de saúde.

Tabela 93 - Indicadores não financeiros com sinal econômico positivo (avaliação ex-ante) e confirmação empírica com sinal negativo (avaliação ex-post)

Modalidade	Sinal	AB	AB	AG	AG	CM	CM	CO	CO	FL	FL	MG	MG	OG	OG	SE	SE
Tempo	Empírico	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2
IDADE_MEDIA	(-)			x	x	x	x			x	x						
IDADE60ANOS	(-)			x	x									x	x		
SHARE_IND_FAM	(-)			x	x	x	x	x	x								
CARGA_RES_SUS	(-)					x	x										
TEM_ABI_RES_SUS	(-)											x	x				
CTSE	(-)											x	x				
D_FISCAL	(-)										x						
QUANT_REGIME_DF	(-)			x				x									
INCONS_CTB	(-)					x	x										
P_N_IDENTIF	(-)											x					
TEM_RECLAMACAO	(-)									x	x						

Fonte: Dados da pesquisa (2026)

Legenda das modalidades: AB = ADM_BENF; AG = AUTO_G; CM = COOP_MED; CO = COOP_OD; FL = FILANT; MG = MED_GR; OG = OD_GR; e SE = SEG_ESP.

Os sufixos "-1" e "-2" indicam, respectivamente, as defasagens temporais t-1 e t-2.

O símbolo "x" indica ocorrência do indicador, com o respectivo sinal, na modalidade e defasagem correspondentes.

Teoricamente, esperava-se que indicadores relacionados ao envelhecimento da carteira, à dependência do Sistema Único de Saúde (SUS), a inconsistências cadastrais ou contábeis, ao histórico regulatório e ao perfil de beneficiários aumentassem a exposição ao risco. Estudos clássicos sobre insolvência em organizações de saúde já apontavam que fatores estruturais, organizacionais e operacionais podem pesar tanto quanto os indicadores estritamente financeiros na continuidade de uma instituição (Morrison e Luft, 1990; Ahern, 1991). A

literatura mais recente reforça esse argumento, ao reconhecer que variáveis não financeiras captam dimensões da gestão e do ambiente institucional que os indicadores econômico-financeiros, por si só, não alcançam (Sharma e Mittal, 2024).

Como já observado para os indicadores financeiros, a contribuição das variáveis não financeiras também não é uniforme entre setores. Dimitras, Zanakis e Zopounidis (1996) destacam que os fatores de insolvência variam conforme o ambiente econômico e regulatório; Balcaen e Ooghe (2006) argumentam que a própria definição dos modelos precisa considerar as características da população estudada; Bellovary, Giacomino e Akers (2007) mostram que estudos diferentes recorrem a conjuntos bastante distintos de variáveis explicativas, evidência de que o poder preditivo depende de como os indicadores são combinados. Sharma e Mittal (2024) voltam a defender que integrar indicadores financeiros, não financeiros e macroeconômicos amplia a compreensão do risco, principalmente em setores regulados como o de saúde suplementar.

Nesta pesquisa, as divergências mais recorrentes e consistentes apareceram nos indicadores ligados ao perfil da carteira de beneficiários. IDADE_MEDIA apresentou efeito protetivo em AUTO_G, COOP_MED e FILANT; IDADE60ANOS, em AUTO_G e OD_GR; e SHARE_IND_FAM, em AUTO_G, COOP_MED e COOP_OD, sempre nas duas defasagens temporais (t-1 e t-2). Essas variáveis, normalmente associadas ao aumento dos custos assistenciais e, por consequência, do risco de insolvência, apresentaram comportamento distinto daquele previsto pela literatura tradicional.

Uma possível explicação é que operadoras com maior participação de beneficiários idosos ou de planos individuais e familiares possam adotar estratégias mais estruturadas de gestão assistencial, acompanhamento clínico e planejamento atuarial. Caso isso ocorra, tais práticas poderiam compensar parte do risco teoricamente esperado. Convém ressaltar, entretanto, que os modelos estimados captam apenas associação estatística, não sendo possível afirmar que essas características ou essas estratégias sejam, por si só, responsáveis pela redução do risco observada.

Outro grupo de divergências envolve indicadores relacionados ao ressarcimento ao Sistema Único de Saúde (SUS), representados por CARGA_RES_SUS e TEM_ABI_RES_SUS. A literatura costuma associar maior exposição ao ressarcimento ao SUS a pressões adicionais sobre a sustentabilidade econômico-financeira das operadoras. Os resultados desta pesquisa, contudo, sugerem que esses indicadores podem assumir significado distinto conforme a modalidade analisada. Uma possível explicação é que operadoras mais expostas ao ressarcimento ao SUS desenvolvam mecanismos mais estruturados de controle

assistencial, gestão da utilização dos serviços e acompanhamento dos processos de ressarcimento, reduzindo parte da vulnerabilidade teoricamente esperada. Essa interpretação, entretanto, deve ser compreendida como hipótese explicativa, uma vez que os modelos estimados captam apenas associações estatísticas, não permitindo estabelecer relações de causalidade.

O indicador CTSE também apresentou divergência em relação ao sinal esperado. Embora maior carga tributária setorial sobre as contraprestações efetivas seja normalmente interpretada como fator de pressão sobre o desempenho econômico-financeiro das operadoras, nesta pesquisa o indicador mostrou efeito protetivo apenas na modalidade de medicina de grupo. Por tratar-se de ocorrência restrita a um segmento específico, esse resultado pode refletir características particulares dessa modalidade ou aspectos da composição das receitas e despesas das operadoras, não havendo evidências suficientes para afastar a interpretação predominante da literatura.

Merecem atenção, ainda, os indicadores relacionados à atuação regulatória da ANS, à qualidade das informações contábeis e cadastrais e ao relacionamento das operadoras com o ambiente regulatório, representados nesta pesquisa por D_FISCAL, INCONS_CTB, P_N_IDENTIF, QUANT_REGIME_DF e TEM_RECLAMACAO. A literatura costuma tratar inconsistências contábeis (INCONS_CTB), a submissão a regimes especiais de direção fiscal (D_FISCAL e QUANT_REGIME_DF), a existência de reclamações de beneficiários (TEM_RECLAMACAO) e características cadastrais que dificultam a adequada identificação do porte das operadoras (P_N_IDENTIF) como sinais de fragilidade organizacional, problemas de governança ou maior exposição ao risco. Nesta pesquisa, porém, esses indicadores apresentaram efeito protetivo apenas em modalidades específicas. Como esses resultados aparecem de forma dispersa entre diferentes segmentos, é plausível que reflitam particularidades operacionais, regulatórias ou cadastrais das modalidades analisadas, sem que isso justifique, por ora, rever a interpretação teórica desses indicadores.

A literatura setorial ajuda a interpretar esse quadro. Bragança *et al.* (2019) mostram que fatores institucionais, operacionais e regulatórios afetam a insolvência de maneira distinta entre modalidades de operadoras; Guimarães e Alves (2009) destacam que modelos desenhados especificamente para o setor captam melhor essas particularidades do que modelos genéricos; Barros e Beiruth (2016) verificam que o desempenho dos modelos de previsão varia conforme a amostra e as variáveis utilizadas. Em conjunto, esses trabalhos reforçam que a capacidade explicativa dos indicadores não financeiros está atrelada às especificidades organizacionais e regulatórias do setor de saúde suplementar brasileiro.

Também aqui a Teoria da Sinalização é útil: indicadores não financeiros funcionam como *red flags* potenciais da insolvência. Spence (1973) já mostrava que sinais observáveis permitem inferir características que não são diretamente conhecíveis pelos agentes econômicos; Connelly *et al.* (2025) acrescentam que essa eficácia depende do ambiente institucional e da relação entre quem emite e quem recebe o sinal. Neste contexto, variáveis normalmente tratadas como fator de risco podem carregar significado diferente no ambiente regulatório das operadoras, o que reforça que sua utilidade como sinal não é fixa, mas depende das condições em que é produzida, observada e interpretada.

Em síntese, os indicadores não financeiros não devem ser lidos apenas pelo sinal teórico previsto na literatura: sua associação com a insolvência varia conforme a modalidade, as características organizacionais da operadora e o contexto regulatório em que atua. A contribuição desta seção está em mostrar que esses fatores complementam e, por vezes reorientam, a leitura oferecida pelos indicadores econômico-financeiros, reforçando a necessidade de validação empírica desses modelos quando aplicados ao setor de saúde suplementar.

4.4.5.3 Indicadores macroeconômicos

A Tabela 94 reúne os indicadores macroeconômicos cuja fundamentação teórica previa associação positiva com o risco de insolvência, mas cuja estimação empírica apontou efeito protetivo. Aqui, ao contrário do observado nos dois grupos anteriores, as divergências ficaram restritas a apenas duas variáveis, CÂMBIO e DESEMPREGO, o que sugere que, embora o ambiente macroeconômico afete o desempenho das operadoras, esse efeito não se manifesta de forma homogênea entre modalidades.

Tabela 94 - Indicadores macroeconômicos com sinal econômico positivo (avaliação ex-ante) e confirmação empírica com sinal negativo (avaliação ex-post)

Modalidade	Sinal	AB	AB	AG	AG	CM	CM	CO	CO	FL	FL	MG	MG	OG	OG	SE	SE
Tempo	empírico	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2
CAMBIO	(-)	x	x									x	x	x	x		
DESEMPREGO	(-)					x	x					x					

Fonte: Dados da pesquisa (2026)

Legenda das modalidades: AB = ADM_BENF; AG = AUTO_G; CM = COOP_MED; CO = COOP_OD; FL = FILANT; MG = MED_GR; OG = OD_GR; e SE = SEG_ESP.

Os sufixos "-1" e "-2" indicam, respectivamente, as defasagens temporais t-1 e t-2.

O símbolo "x" indica ocorrência do indicador, com o respectivo sinal, na modalidade e defasagem correspondentes.

Teoricamente, tanto a elevação da taxa de câmbio quanto o aumento do desemprego costumam ser associados ao agravamento das condições econômico-financeiras das organizações: a valorização da moeda estrangeira eleva custos de bens, insumos e tecnologias importadas, enquanto o desemprego reduz a renda disponível das famílias e compromete a contratação e a manutenção de planos privados de saúde. Por esse motivo, ambos os indicadores foram classificados, na avaliação *ex ante*, como fatores de risco.

Como já discutido para os indicadores financeiros e não financeiros, a literatura mostra que os efeitos de variáveis macroeconômicas sobre a insolvência não são universais. Dimitras, Zanakis e Zopounidis (1996) apontam que o comportamento dos modelos de previsão depende do ambiente econômico em que são aplicados; Balcaen e Ooghe (2006) tratam mudanças no cenário macroeconômico como uma das limitações à generalização dos modelos clássicos; Bellovary, Giacomino e Akers (2007) mostram que estudos distintos recorrem a conjuntos diferentes de variáveis explicativas, refletindo particularidades de cada ambiente analisado. Sharma e Mittal (2024) reforçam que incorporar variáveis macroeconômicas amplia a compreensão do risco de insolvência ao captar fatores externos que os indicadores financeiros isoladamente não alcançam.

Nos resultados, CÂMBIO apresentou associação negativa com o risco de insolvência nas Administradoras de Benefícios, Medicina de Grupo e Odontologia de Grupo, em ambas as defasagens temporais ($t-1$ e $t-2$), enquanto DESEMPREGO apresentou efeito protetivo em Cooperativas Médicas ($t-1$ e $t-2$) e Filantropias ($t-2$). Isso indica que os efeitos das condições macroeconômicas variam conforme a estrutura operacional, o perfil da carteira de beneficiários e a capacidade de adaptação de cada modalidade.

Uma hipótese para esse resultado é que oscilações desfavoráveis no ambiente macroeconômico levem operadoras a reagir estrategicamente, ajustando a estrutura administrativa, revisando custos, reorganizando despesas ou adotando medidas voltadas à sustentabilidade financeira. Além disso, algumas modalidades podem simplesmente ser menos sensíveis, no curto prazo, a oscilações macroeconômicas, em razão de características específicas de sua carteira ou de seu modelo de financiamento. Como nos demais casos, trata-se de hipótese explicativa: os modelos estimados identificam associação estatística, não relação de causa e efeito entre as variáveis macroeconômicas e a redução do risco de insolvência.

Sob a ótica da Teoria da Sinalização, indicadores macroeconômicos também podem funcionar como sinais do ambiente em que as operadoras estão inseridas. Spence (1973) já argumentava que sinais reduzem a assimetria informacional ao permitir inferências sobre características não diretamente observáveis; Connelly *et al.* (2025) acrescentam que o conteúdo

informacional de um sinal depende do contexto em que é produzido e interpretado. Nessa chave, variáveis macroeconômicas tradicionalmente associadas a maior risco podem assumir significado diferente quando lidas em conjunto com as características institucionais e operacionais de cada modalidade de operadora.

Esses resultados não colocam em xeque os fundamentos econômicos que justificam incluir variáveis macroeconômicas em modelos de previsão de insolvência, mas sugerem que seus efeitos dependem do contexto institucional e das características específicas de cada organização. A contribuição desta seção é mostrar que a capacidade de sinalização dos indicadores macroeconômicos, assim como a dos financeiros e não financeiros discutidos nas seções anteriores, não decorre apenas de seu significado econômico teórico, mas também das condições em que esses sinais são produzidos e interpretados. Isso reforça, mais uma vez, a importância de validar empiricamente essas variáveis em estudos sobre insolvência no setor de saúde suplementar.

4.4.5.4 Convergências entre os Sinais Econômicos Esperados e os Sinais Empíricos Identificados

As subseções anteriores concentraram-se nos casos em que a literatura não permitia estabelecer previamente uma direção inequívoca para o sinal ou em que os resultados empíricos divergiram das expectativas econômicas. Nesta subseção, a análise volta-se às convergências, isto é, às situações em que o sinal identificado nos modelos confirmou a direção estabelecida *ex ante*. Das 299 estimativas estatisticamente significantes, 158 (52,84%) apresentaram convergência, constituindo a situação mais frequente entre as três classificações adotadas nesta pesquisa.

A predominância das convergências mostra que, apesar das particularidades do setor de saúde suplementar evidenciadas nas divergências, parcela expressiva dos indicadores preservou o conteúdo econômico previsto pela literatura. Esse resultado é compatível com a tradição dos estudos de insolvência iniciada por Beaver (1966), Altman (1968) e Ohlson (1980), nos quais informações econômico-financeiras são utilizadas para distinguir, antecipadamente, organizações em diferentes condições de solvência. Ao mesmo tempo, a coexistência de convergências e divergências é coerente com estudos posteriores que ressaltam que a capacidade explicativa dos indicadores pode variar conforme o setor, o período e o ambiente econômico e institucional em que os modelos são aplicados (Dimitras; Zanakis; Zopounidis, 1996; Balcaen; Ooghe, 2006; Bellovary; Giacomino; Akers, 2007).

Para fins de análise, as convergências são apresentadas segundo a direção econômica estabelecida *ex ante*. A Tabela 95 reúne os indicadores para os quais se previa efeito protetivo, com sinal negativo, e cuja estimação confirmou associação negativa com o risco de insolvência. A Tabela 96 apresenta os indicadores cuja expectativa era de aumento do risco, com sinal positivo, igualmente confirmada pelos modelos.

Tabela 95 - Indicadores com sinal econômico negativo – protetivo (avaliação ex ante) e confirmação empírica com sinal negativo – protetivo (avaliação ex post)

Modalidade	Sinal	AB	AB	AG	AG	CM	CM	CO	CO	FL	FL	MG	MG	OG	OG	SE	SE
Tempo	empírico	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2
FINANCEIRO																	
APLIC_GARANT_A	(-)									x	x						
APLIC_GARANT_A_high	(-)					x						x	x				
IRF	(-)			x	x												
LC	(-)						x							x			
LG	(-)																x
M_EBIT	(-)					x						x	x				
MLB	(-)													x			
ROE	(-)					x								x	x		
NÃO FINANCEIRO																	
IDSS_F_060a079	(-)									x	x			x			x
P_GRANDE	(-)					x	x					x	x				
MACROECONOMICOS																	
PIB	(-)											x	x				
RENDIA MEDIA	(-)			x													

Fonte: Dados da pesquisa (2026)

Legenda das modalidades: AB = ADM_BENF; AG = AUTO_G; CM = COOP_MED; CO = COOP_OD; FL = FILANT; MG = MED_GR; OG = OD_GR; e SE = SEG_ESP.

Os sufixos "-1" e "-2" indicam, respectivamente, as defasagens temporais t-1 e t-2.

O símbolo "x" indica ocorrência do indicador, com o respectivo sinal, na modalidade e defasagem correspondentes.

Entre os indicadores financeiros de efeito protetivo, as convergências abrangeram medidas relacionadas à liquidez, rentabilidade e geração de resultados. Indicadores como LC, IRF, M_EBIT, MLB e ROE apresentaram associação negativa com o risco nas modalidades e defasagens em que foram significativos. Esse comportamento encontra respaldo nos fundamentos da análise econômico-financeira, segundo os quais maior capacidade de pagamento, geração de resultados e retorno representam condições favoráveis à continuidade das organizações (Matarazzo, 2010; Assaf Neto; Lima, 2014). A confirmação empírica desses sinais também se alinha à literatura de previsão de insolvência, que historicamente incorpora medidas de liquidez e rentabilidade entre as dimensões utilizadas para discriminar empresas

financeiramente saudáveis daquelas em situação de maior fragilidade (Beaver, 1966; Altman, 1968; Ohlson, 1980).

No contexto específico das OPS, a confirmação desses fundamentos é relevante porque estudos anteriores já demonstraram que informações econômico-financeiras contribuem para a avaliação da solvência das operadoras, embora sua capacidade explicativa não seja uniforme entre indicadores e modelos. Guimarães e Alves (2009), Silva e Loebel (2016), Barros e Beiruth (2016) e Bragança *et al.* (2019), por diferentes abordagens, evidenciam a utilidade dessas informações para a análise da condição econômico-financeira das OPS. Assim, as convergências encontradas nesta pesquisa reforçam que, apesar das inversões de sinal discutidas anteriormente, liquidez e rentabilidade continuam constituindo dimensões relevantes para a identificação do risco de insolvência no setor.

Também foram observadas convergências para APLIC_GARANT_A e sua representação em níveis elevados, APLIC_GARANT_A_high. Nos casos em que apresentaram sinal negativo, os resultados confirmaram a expectativa de que maior disponibilidade relativa de ativos garantidores contribua para a proteção financeira da operadora. Trata-se de uma dimensão particularmente relacionada ao ambiente regulado da saúde suplementar, pois a capacidade de manter recursos destinados à cobertura das obrigações reforça a segurança econômico-financeira da OPS. A ocorrência de divergências para esse mesmo indicador em outras modalidades, discutida anteriormente, não elimina essa evidência; mostra, antes, que sua capacidade de sinalização depende do contexto em que é observada.

Entre os indicadores não financeiros de efeito protetivo, destaca-se o porte. P_GRANDE apresentou associação negativa com o risco de insolvência em diferentes modalidades, confirmando a expectativa estabelecida *ex ante*. Esse comportamento encontra respaldo em Morrison e Luft (1990), que identificaram a vulnerabilidade de pequenos planos de saúde diante de limitações de escala e capital, com casos de falência ou absorção por organizações maiores. A evidência também se aproxima da literatura que relaciona escala operacional à capacidade de suportar oscilações financeiras. Embora Bragança *et al.* (2019) não tenham encontrado efeito significativo do porte em seu modelo agregado, os resultados desta pesquisa, obtidos por modalidade, mostram que a condição de grande porte funcionou como sinal protetivo nos contextos em que se revelou significativa.

As convergências negativas observadas em indicadores relacionados ao IDSS também reforçam a importância das informações não financeiras. Na medida em que o IDSS sintetiza dimensões de desempenho e qualidade das operadoras, resultados mais favoráveis podem transmitir informações complementares àquelas contidas nas demonstrações financeiras. Nesse

sentido, sua associação protetiva nas ocorrências identificadas é compatível com a utilização de informações regulatórias e operacionais para ampliar a compreensão do risco de insolvência, abordagem defendida por Sharma e Mittal (2024) ao sustentarem que a combinação de indicadores financeiros e não financeiros permite captar dimensões que não são observadas quando a análise se restringe às demonstrações contábeis.

No grupo macroeconômico de efeito protetivo, as convergências observadas para PIB e RENDA_MEDIA confirmam o racional econômico adotado na definição dos sinais *ex ante*. Maior nível de atividade econômica e aumento da renda ampliam a capacidade de pagamento das famílias e favorecem a manutenção da demanda por planos privados, reduzindo pressões sobre a sustentabilidade financeira das operadoras. Essa interpretação é compatível com a literatura que reconhece que a insolvência não depende exclusivamente de características internas das organizações, mas também do ambiente econômico em que elas operam (Dimitras; Zanakis; Zopounidis, 1996; Balcaen; Ooghe, 2006; Sharma; Mittal, 2024).

Na Tabela 96 apresenta-se a segunda categoria de convergências reúne os indicadores cuja fundamentação teórica previa associação positiva com o risco de insolvência e cujo sinal empírico confirmou essa expectativa.

Os indicadores financeiros constituíram o principal conjunto dessa categoria. As convergências abrangeram medidas relacionadas ao endividamento, estrutura de capital, despesas, ciclo financeiro, imobilização e deterioração da rentabilidade e da liquidez. Esse padrão confirma fundamentos tradicionais da análise das demonstrações contábeis: maior participação de capital de terceiros, comprometimento excessivo dos recursos, redução da capacidade de pagamento e deterioração da geração de resultados representam condições associadas à maior vulnerabilidade financeira (Matarazzo, 2010; Assaf Neto; Lima, 2014). Esses mesmos fundamentos estão presentes nos modelos clássicos de Beaver (1966), Altman (1968) e Ohlson (1980), nos quais diferentes dimensões da condição econômico-financeira funcionam como sinais antecedentes da insolvência.

Tabela 96 - Indicadores com sinal econômico positivo (avaliação ex ante) e confirmação empírica com sinal positivo (avaliação ex post)

Modalidade	Sinal	AB	AB	AG	AG	CM	CM	CO	CO	FL	FL	MG	MG	OG	OG	SE	SE
Tempo	empírico	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2
FINANCEIRO																	
CE	(+)																x
COMBA	(+)											x	x				
CTCP	(+)											x					
DC	(+)					x	x					x	x				

Modalidade	Sinal	AB	AB	AG	AG	CM	CM	CO	CO	FL	FL	MG	MG	OG	OG	SE	SE
Tempo	empirico	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2
ENDIV	(+)			x				x	x								
ENDIV_CP	(+)					x	x			x	x		x				
ENDIV_LP	(+)				x							x	x	x	x		
IMOB	(+)			x	x												
PMCR	(+)					x	x	x						x	x		
DIVIDA_LP	(+)			x													
C_Efetiva_Neg	(+)												x				
PL_Neg	(+)							x									
PL_menor_igual_zero	(+)									x							
R_Liq_Neg	(+)							x	x					x	x	x	x
Ativo_M_Baixo_p5	(+)											x	x				
C_Efetiva_M_Baixa_p5	(+)			x										x			
IRF_low	(+)					x	x										
LC_low	(+)					x											
MLB_low	(+)	x	x														
PMPE_low	(+)									x	x			x			
ROE_low	(+)						x										
CE_high	(+)					x	x										
DA_high	(+)			x	x					x	x						
DC_m_alto	(+)	x	x											x	x		
DM_m_alto	(+)			x	x												
DM_high	(+)												x				
ENDIV_CP_high	(+)									x	x	x	x	x	x		
ENDIV_high	(+)					x	x										
ENDIV_LP_high	(+)					x	x	x						x	x		
IMOB_high	(+)					x	x							x	x		
PMCR_high	(+)			x	x							x	x				
PMPE_high	(+)									x	x						
NÃO FINANCEIRO																	
CARGA_RES_SUS	(+)															x	
D_FISCAL	(+)			x													
IDSS_F_000a019	(+)											x	x				
IDSS_F_020a039	(+)					x						x	x	x	x		
IDSS_F_SEM_IDENT	(+)				x	x	x			x	x	x	x				
INADIM_RES_SUS	(+)			x	x	x	x			x	x	x	x			x	
QUANT_REGIME_DF	(+)													x	x		
SEM_BENEF	(+)			x	x	x	x										
TX_COBR_ABI_SUS	(+)			x	x	x	x					x	x				
MACROECONOMICOS																	
IPCA_G	(+)					x						x	x	x			
SELIC	(+)		x														
VCMH	(+)									x							

Fonte: Dados da pesquisa (2026)

Legenda das modalidades: AB = ADM_BENF; AG = AUTO_G; CM = COOP_MED; CO = COOP_OD; FL = FILANT; MG = MED_GR; OG = OD_GR; e SE = SEG_ESP.

Os sufixos "-1" e "-2" indicam, respectivamente, as defasagens temporais t-1 e t-2.

O símbolo "x" indica ocorrência do indicador, com o respectivo sinal, na modalidade e defasagem correspondentes.

Nesse sentido, ENDIV, ENDIV_CP e ENDIV_LP, assim como variáveis que representam níveis elevados dessas medidas, apresentaram associação positiva com o risco em diferentes modalidades e defasagens. O resultado corrobora a expectativa de que maior dependência de capital de terceiros aumenta a exposição financeira e reduz a capacidade da organização de absorver resultados adversos. A presença dessas relações tanto em $(t-1)$ quanto em $(t-2)$ em diferentes ocorrências reforça, ainda, a persistência temporal do conteúdo informacional associado ao endividamento.

Comportamento semelhante foi observado para indicadores relacionados às despesas e ao ciclo financeiro. DC e PMCR, além de variáveis que identificam níveis elevados de despesas ou prazos de recebimento, confirmaram o sinal de risco nas ocorrências convergentes. A interpretação é compatível com Matarazzo (2010) e Assaf Neto e Lima (2014), uma vez que maior comprometimento dos recursos com despesas e deterioração do ciclo financeiro podem restringir a disponibilidade de caixa e ampliar a exposição às obrigações correntes. No setor de saúde suplementar, em que receitas e despesas assistenciais precisam ser administradas de forma contínua, a confirmação desses sinais reforça a utilidade de medidas de eficiência operacional na avaliação da solvência.

Um resultado particularmente relevante para os objetivos desta pesquisa foi a quantidade de convergências entre as variáveis construídas para representar situações extremas. CE_high, DA_high, ENDIV_high, ENDIV_LP_high, IMOB_high, IRF_low, LC_low, MLB_low, PMCR_high e ROE_low, entre outras, apresentaram sinal positivo nas modalidades em que foram classificadas como convergentes. A literatura clássica de insolvência fornece suporte para essa interpretação, pois deteriorações de liquidez, rentabilidade e estrutura patrimonial constituem dimensões recorrentes nos modelos destinados à identificação antecipada de dificuldades financeiras (Beaver, 1966; Altman, 1968; Ohlson, 1980).

Esse resultado acrescenta uma evidência específica desta pesquisa. As variáveis de extremo foram construídas justamente para captar situações economicamente desfavoráveis situadas nas caudas da distribuição. Quando essas variáveis apresentam associação positiva com a insolvência, o resultado confirma não apenas o fundamento econômico do indicador original, mas também a capacidade do extremo estatístico de funcionar como *red flag*. Assim, embora algumas dessas variáveis tenham apresentado inversões de sinal em modalidades específicas, conforme discutido anteriormente, parcela relevante confirmou empiricamente a condição de alerta que motivou sua construção.

A mesma lógica aparece em situações de fragilidade patrimonial e deterioração dos resultados, como PL_Neg, PL_menor_igual_zero e R_Liq_Neg. Patrimônio líquido negativo

ou comprometido e ocorrência de resultados líquidos negativos constituem manifestações diretas de deterioração econômico-financeira. A associação positiva desses indicadores com o risco de insolvência, portanto, converge com a tradição dos estudos que utilizam informações contábeis para antecipar dificuldades financeiras e reforça a capacidade dessas variáveis de funcionar como sinais de alerta.

Entre os indicadores não financeiros de risco, as convergências concentraram-se principalmente em características regulatórias, de qualidade e de relacionamento das operadoras com o SUS. INADIM_RES_SUS apresentou associação positiva com o risco em diferentes modalidades e defasagens. A inadimplência no ressarcimento representa dificuldade no cumprimento de uma obrigação financeira e regulatória e, por isso, sua confirmação como sinal de risco é coerente com a expectativa estabelecida *ex ante*. TX_COBR_ABI_SUS apresentou comportamento semelhante, indicando que informações produzidas no relacionamento regulatório entre OPS e SUS também carregam conteúdo informacional sobre a condição das operadoras.

D_FISCAL segue a mesma lógica. A direção fiscal constitui medida regulatória relacionada a situações em que a condição da operadora exige acompanhamento mais intenso. A associação positiva encontrada nos casos convergentes é compatível com a literatura sobre regulação das organizações de assistência à saúde. Ahern (1991), ao analisar a evolução da regulação das HMO, mostra que a supervisão estatal se desenvolveu justamente em resposta à necessidade de proteção dos beneficiários diante de problemas de solvência. Morrison e Luft (1990), por sua vez, destacaram as mudanças regulatórias e competitivas que marcaram o ambiente das HMO nos Estados Unidos, discutindo também aspectos relacionados à entrada, expansão e saída dessas organizações do mercado. Dessa forma, a confirmação de variáveis relacionadas ao acompanhamento regulatório como sinais de risco encontra respaldo na relevância atribuída pela literatura ao ambiente institucional e regulatório no qual essas organizações estão inseridas.

Também se destacam as convergências relacionadas ao IDSS. Faixas inferiores de desempenho e situações em que não foi possível identificar adequadamente a classificação da operadora apresentaram associação positiva com o risco em diferentes modalidades. Esses resultados reforçam a proposição de que informações não financeiras podem acrescentar capacidade explicativa aos modelos de insolvência. Sharma e Mittal (2024) defendem justamente a incorporação conjunta de variáveis financeiras, não financeiras e macroeconômicas, por entenderem que a insolvência possui natureza multidimensional e não pode ser plenamente compreendida a partir de uma única categoria de indicadores.

A variável SEM_BENEF também confirmou a expectativa de risco em diferentes modalidades. A ausência de beneficiários representa uma condição operacional extrema, pois elimina a base que sustenta a geração regular de contraprestações e, consequentemente, a continuidade das atividades típicas da operadora. Sua associação positiva com a insolvência é, portanto, coerente com a literatura que associa escala e manutenção da base operacional à sustentabilidade das organizações de assistência à saúde, especialmente diante das limitações enfrentadas por organizações de menor escala identificadas por Morrison e Luft (1990).

No grupo macroeconômico de sinal positivo, as convergências envolvendo IPCA_G, SELIC e VCMH também confirmam os mecanismos estabelecidos *ex ante*. A inflação geral pressiona preços e custos operacionais; taxas de juros mais elevadas encarecem o financiamento e afetam a atividade econômica; e a VCMH capta especificamente a variação dos custos médico-hospitalares, dimensão diretamente relacionada à estrutura de despesas das operadoras. IEES (2018) destacam a relevância da VCMH para compreender a evolução dos custos da assistência à saúde, o que dá suporte à expectativa de associação positiva com o risco quando a elevação desses custos não é acompanhada por recomposição proporcional das receitas.

De forma mais ampla, essas convergências macroeconômicas são compatíveis com Dimitras, Zanakis e Zopounidis (1996) e Balcaen e Ooghe (2006), que ressaltam a influência do ambiente econômico sobre o desempenho dos modelos de insolvência, e com Sharma e Mittal (2024), que defendem a incorporação de fatores macroeconômicos em conjunto com informações financeiras e não financeiras. Assim, ainda que os indicadores macroeconômicos tenham apresentado menor número de ocorrências do que os financeiros, sua confirmação em determinadas modalidades mostra que fatores externos também podem funcionar como sinais antecedentes de deterioração.

Em conjunto, as convergências mostram que as divergências discutidas nas subseções anteriores não representam uma rejeição dos fundamentos econômico-financeiros utilizados para estabelecer os sinais esperados. Ao contrário, a convergência observada em 158 das 299 estimativas significantes indica que, na maior parcela dos resultados, a direção prevista *ex ante* foi preservada empiricamente. Os fundamentos tradicionais de liquidez, rentabilidade, endividamento, estrutura patrimonial e eficiência operacional permaneceram relevantes, ao mesmo tempo em que informações não financeiras e macroeconômicas ampliaram a capacidade de identificação das condições associadas à insolvência.

Sob a perspectiva da Teoria da Sinalização, esse resultado possui implicação direta. Spence (1973) argumenta que sinais observáveis permitem aos receptores formular inferências sobre características que não podem ser conhecidas diretamente. No contexto desta pesquisa,

os indicadores analisados fornecem informações observáveis sobre uma condição futura não diretamente conhecida pelos agentes: o risco de insolvência da OPS. Quando o sinal empírico coincide com aquele previsto pela fundamentação econômica, aumenta a evidência de que o indicador possui conteúdo informacional compatível com sua interpretação como *red flag*.

Connelly *et al.* (2025) ampliam essa perspectiva ao mostrarem que a eficácia dos sinais depende da interação entre sinalizadores, sinais, receptores e ambiente de sinalização. As convergências encontradas nesta pesquisa mostram que, apesar das especificidades institucionais do setor de saúde suplementar, parcela expressiva dos indicadores preservou o conteúdo informacional esperado. Em especial, a persistência de determinados sinais em diferentes modalidades ou nas duas defasagens temporais reforça sua capacidade de antecipar condições associadas à insolvência.

Dessa forma, convergências e divergências devem ser interpretadas conjuntamente. As primeiras confirmam que os fundamentos econômico-financeiros e institucionais permanecem úteis para identificar sinais de risco e proteção no setor; as segundas demonstram que essa capacidade não é uniforme e pode ser modificada pelas características das modalidades e pelo ambiente regulatório. A contribuição dos resultados, portanto, não está em aceitar ou rejeitar de forma geral os sinais tradicionalmente utilizados pela literatura, mas em demonstrar empiricamente **quais deles preservam o conteúdo esperado, em quais modalidades e em quais horizontes temporais**, permitindo uma leitura mais específica das *red flags* de insolvência das operadoras de planos de saúde.

4.4.6 Análise e Discussão dos Resultados

A análise consolidada dos modelos estimados para as diferentes modalidades de Operadoras de Planos de Saúde (OPS) permitiu identificar um conjunto abrangente de indicadores socioeconômico-financeiros associados ao risco de insolvência no mercado brasileiro. Foram observadas 160 ocorrências significativas de indicadores no horizonte temporal de um ano anterior ao evento de insolvência ($t-1$) e 139 ocorrências em dois anos anteriores ($t-2$), evidenciando que os sinais de deterioração se manifestam de forma antecipada e persistente ao longo do tempo. Adicionalmente, verificou-se elevada recorrência dos indicadores entre as modalidades analisadas, indicando que os mecanismos associados à insolvência não constituem fenômenos isolados de segmentos específicos, mas refletem fragilidades estruturais presentes em diferentes tipos de operadoras.

Os resultados corroboram a concepção de que a insolvência em OPS decorre de um processo multifatorial, no qual fatores financeiros, características operacionais e regulatórias intrínsecas às operadoras e condições macroeconômicas do ambiente externo atuam de forma complementar. Dessa forma, os achados permitem atender ao objetivo geral da pesquisa, ao demonstrar que a identificação antecipada do risco de insolvência depende da observação conjunta de diferentes grupos de indicadores que funcionam como *red flags* capazes de sinalizar processos de deterioração econômico-financeira antes da materialização do evento de insolvência.

4.4.6.1 Contribuição dos Indicadores Financeiros como Red Flags

Em atendimento ao primeiro objetivo específico, os resultados evidenciam que os indicadores financeiros constituem o principal conjunto de *red flags* associados ao risco de insolvência das OPS. Esse grupo apresentou o maior volume de ocorrências entre todos os blocos analisados, revelando que a deterioração financeira permanece como o mecanismo mais recorrente na trajetória das operadoras que se tornam insolventes.

Entre os indicadores financeiros, destacam-se aqueles relacionados à estrutura de capital e ao endividamento. A recorrente seleção de variáveis associadas à composição do passivo sugere que a insolvência tende a ser precedida por um processo de fragilização patrimonial caracterizado pela crescente dependência de recursos de terceiros, redução da flexibilidade financeira e aumento da exposição a obrigações de curto e longo prazo. Esse resultado é consistente com a literatura clássica de previsão de insolvência, que identifica o desequilíbrio da estrutura de financiamento como um dos principais antecedentes da descontinuidade operacional.

Também se destacaram os indicadores de rentabilidade, evidenciando que a capacidade de geração de resultados constitui elemento central para a manutenção da solvência das operadoras. A recorrência de métricas associadas às margens operacionais e aos resultados econômicos sugere que a insolvência não decorre apenas de problemas momentâneos de liquidez, mas frequentemente representa o estágio final de um processo mais amplo de deterioração da capacidade de geração de valor. Nesse contexto, a redução persistente dos resultados operacionais compromete a formação de reservas, limita investimentos e reduz a capacidade de absorção de choques financeiros e assistenciais.

Os indicadores de liquidez também contribuíram para a identificação do risco de insolvência, ainda que em menor intensidade. A presença recorrente de medidas relacionadas à

capacidade de pagamento reforça a importância da manutenção de ativos realizáveis suficientes para honrar compromissos financeiros e assistenciais. Embora a insuficiência de liquidez represente um importante sinal de alerta, os resultados sugerem que ela tende a ocorrer associada a problemas mais estruturais de rentabilidade e endividamento, funcionando muitas vezes como consequência de desequilíbrios acumulados ao longo do tempo.

Outro resultado relevante refere-se ao conjunto de indicadores agrupados como fragilidade econômico-financeira. A elevada recorrência dessas variáveis demonstra que situações extremas de desempenho econômico, representadas por indicadores classificados em faixas críticas de desempenho, constituem importantes sinais antecedentes da insolvência. Esses achados sugerem que a deterioração financeira pode ser identificada não apenas por indicadores tradicionais de balanço, mas também por métricas que capturam padrões anormais de comportamento econômico e operacional das operadoras.

De forma geral, os resultados demonstram que os indicadores financeiros representam o núcleo central dos mecanismos associados ao risco de insolvência, evidenciando que a deterioração patrimonial, o enfraquecimento da capacidade de geração de resultados e a perda gradual da capacidade de pagamento constituem elementos recorrentes na trajetória das OPS insolventes.

4.4.6.2 Contribuição dos Indicadores Não Financeiros como Red Flags

Em relação ao segundo objetivo específico, os resultados demonstram que os indicadores não financeiros desempenham papel complementar e relevante na identificação do risco de insolvência. Embora apresentem menor volume de ocorrências em comparação aos indicadores financeiros, sua elevada persistência temporal e recorrência entre modalidades evidenciam que aspectos operacionais, regulatórios e estruturais contribuem significativamente para a compreensão do fenômeno.

O grupo de indicadores relacionados à regulação, qualidade e eficiência destacou-se como um dos mais relevantes entre os fatores não financeiros. A recorrente seleção de variáveis vinculadas ao desempenho regulatório sugere que a insolvência pode ser precedida por sinais de deterioração da qualidade da gestão, da eficiência operacional e da capacidade de atendimento às exigências regulatórias impostas pela Agência Nacional de Saúde Suplementar (ANS). Esse resultado reforça a importância da supervisão prudencial, uma vez que fragilidades operacionais frequentemente se manifestam antes que seus efeitos sejam integralmente refletidos nas demonstrações financeiras.

Os resultados também evidenciam a relevância dos indicadores relacionados ao ressarcimento ao Sistema Único de Saúde (SUS). A recorrência dessas variáveis sugere que dificuldades no gerenciamento das obrigações regulatórias e assistenciais podem representar sinais precoces de deterioração institucional e financeira. Nesse sentido, o passivo regulatório emerge como um importante elemento de monitoramento para identificação de operadoras em situação de maior vulnerabilidade.

Outro aspecto relevante refere-se às características estruturais das operadoras. Indicadores relacionados ao porte institucional e à composição organizacional demonstraram capacidade de discriminar diferentes níveis de risco de insolvência. Esses resultados sugerem que fatores estruturais influenciam a resiliência das operadoras diante de pressões financeiras e regulatórias, contribuindo para explicar diferenças observadas entre organizações submetidas a ambientes regulatórios semelhantes.

Adicionalmente, os indicadores associados ao perfil da carteira de beneficiários demonstraram relevância consistente. A recorrência dessas variáveis indica que a composição da carteira pode influenciar diretamente a sustentabilidade econômico-financeira das operadoras, uma vez que fatores relacionados ao perfil demográfico, à concentração de beneficiários e às características dos contratos afetam a dinâmica de receitas, despesas assistenciais e sinistralidade.

Em conjunto, esses resultados evidenciam que a insolvência das OPS não pode ser compreendida exclusivamente sob a perspectiva contábil e financeira. Aspectos regulatórios, operacionais e estruturais exercem influência significativa sobre a trajetória das operadoras, funcionando como sinais antecedentes capazes de complementar os mecanismos tradicionais de monitoramento econômico-financeiro.

4.4.6.3 Contribuição dos Indicadores Macroeconômicos como Red Flags

Em atendimento ao terceiro objetivo específico, observou-se que os indicadores macroeconômicos também contribuíram para a identificação do risco de insolvência, ainda que com menor frequência em comparação aos fatores internos das operadoras. Esse resultado sugere que as condições macroeconômicas atuam como fatores condicionantes do ambiente de negócios, influenciando a intensidade e a velocidade com que fragilidades internas se transformam em eventos de insolvência.

A recorrência de variáveis relacionadas à inflação, taxas de juros, câmbio e condições gerais da atividade econômica evidencia a sensibilidade do setor de saúde suplementar às

oscilações do ambiente macroeconômico. Em períodos de inflação elevada e aumento das taxas de juros, as operadoras enfrentam pressões simultâneas decorrentes do crescimento dos custos médico-hospitalares, do encarecimento do capital e da redução da capacidade financeira de beneficiários e contratantes.

Da mesma forma, alterações nas condições de renda e emprego da população podem afetar a permanência dos beneficiários nos planos de saúde, influenciando receitas e ampliando riscos relacionados à inadimplência e ao cancelamento de contratos. Assim, embora não representem os principais determinantes da insolvência, os fatores macroeconômicos contribuem para ampliar ou reduzir a vulnerabilidade das operadoras diante de suas condições financeiras e operacionais internas.

Os resultados indicam, portanto, que o ambiente macroeconômico exerce papel complementar na explicação do risco de insolvência, funcionando como elemento amplificador das fragilidades previamente existentes nas operadoras.

4.4.6.4 Integração dos Achados sobre red flags de risco de insolvência em operadoras

A análise conjunta dos resultados permite concluir que a insolvência das Operadoras de Planos de Saúde no Brasil é antecedida por um conjunto consistente de *red flags* distribuídos entre dimensões financeiras, não financeiras e macroeconômicas. Os achados evidenciam predominância dos fatores financeiros, especialmente aqueles relacionados à estrutura de capital, endividamento, rentabilidade e fragilidade econômico-financeira, indicando que a deterioração patrimonial e econômica constitui o principal mecanismo associado ao risco de insolvência.

Entretanto, os resultados também demonstram que a compreensão do fenômeno exige abordagem mais ampla, incorporando fatores regulatórios, operacionais e estruturais que frequentemente antecedem ou potencializam os desequilíbrios financeiros observados nas demonstrações contábeis. Complementarmente, as condições macroeconômicas influenciam o ambiente de atuação das operadoras, ampliando ou reduzindo a intensidade dos riscos enfrentados pelo setor.

Dessa forma, os resultados evidenciam a importância de considerar conjuntamente indicadores financeiros, não financeiros e macroeconômicos na análise antecipada do risco de insolvência das OPS, uma vez que foram identificados *red flags* associados ao risco nas três dimensões analisadas.

4.4.6.5 Identificação dos Red Flags Mais Persistentes e Recorrentes de Insolvência

Após a análise individual dos modelos estimados para as diferentes modalidades de operadoras de planos de saúde, com a identificação dos *red flags* de risco de insolvência para cada modalidade de operadoras, realizou-se uma etapa complementar destinada a identificar os *red flags* que apresentaram maior persistência temporal e recorrência entre modalidades. O objetivo dessa análise não foi substituir os resultados específicos de cada modalidade, mas oferecer uma visão geral dos indicadores que se mostraram mais estáveis e frequentes na sinalização do risco de insolvência ao longo dos modelos estimados.

Do conjunto de 95 indicadores que apresentaram pelo menos uma ocorrência entre as oito modalidades de operadoras e os dois horizontes temporais analisados ($t-1$) e ($t-2$), foram selecionados aqueles que obtiveram soma de persistência e recorrência superior a 4. Esse critério resultou na seleção de 33 indicadores, considerados os mais consistentes e persistentes na sinalização do risco de insolvência entre as diferentes modalidades de Operadoras de Planos de Saúde.

A adoção do critério de soma de persistência e recorrência superior a 4 teve por objetivo selecionar apenas os indicadores que demonstraram maior estabilidade na sinalização do risco de insolvência. Indicadores com valores iguais ou inferiores a 4 tendem a refletir ocorrências pontuais, restritas a poucas modalidades ou a apenas um dos horizontes temporais analisados. Dessa forma, o ponto de corte permitiu concentrar a análise nos indicadores com maior persistência temporal e recorrência entre as modalidades analisadas, reduzindo a influência de sinais isolados e favorecendo a identificação de um conjunto mais consistente de *red flags*.

A tabela 97 apresenta os indicadores financeiros que atenderam ao critério de seleção adotado nesta pesquisa, baseado na combinação dos índices de persistência e recorrência. Foram mantidos os indicadores que demonstraram maior estabilidade na sinalização do risco de insolvência entre as diferentes modalidades de OPS e nos horizontes temporais analisados ($t-1$) e ($t-2$), permitindo identificar os *red flags* financeiros mais consistentes da amostra.

Tabela 97- Indicadores Financeiros - Persistência e Recorrência

INDICADOR	ORIGEM	DESCRIÇÃO BLOCO	t-1	t-2	PERSISTÊNCIA	RECORRÊNCIA
PMCR	ANS	Ciclo Financ. e Eficiência Operac	3	3	2	4
DC	ANS	Custos Assistenciais e Operacionais	3	3	3	3
IMOB	ANS	Estrutura de Capital e Endividamento	3	3	3	3
ENDIV_CP	ANS	Estrutura de Capital e Endividamento	2	3	2	3
ENDIV_LP	ANS	Estrutura de Capital e Endividamento	2	3	2	3
MLB	ANS	Rentabilidade	3	2	2	3
IRF_low	Outros	Extremos ($p \leq 5\%$)	3	3	2	4
ENDIV_CP_high	Outros	Extremos ($p \geq 95\%$)	3	3	3	3
CE_high	Outros	Extremos ($p \geq 95\%$)	3	2	2	3
ENDIV_LP_high	Outros	Extremos ($p \geq 95\%$)	3	2	2	3
PMCR_high	Outros	Extremos ($p \geq 95\%$)	2	2	2	2
DA_high	Outros	Extremos ($p \geq 95\%$)	2	2	2	2
IMOB_high	Outros	Extremos ($p \geq 95\%$)	2	2	2	2
R_Liq_Neg	Outros	Deterioração Econômica	3	3	3	3
DC_m_alto	Outros	Deterioração Econômica	2	2	2	2
Ativo_M_Baixo_p5	Outros	Fragilidade Estrutural	3	3	3	3

Fonte: Dados da pesquisa (2026)

Os resultados evidenciam que os sinais financeiros associados ao risco de insolvência não se concentram em uma única dimensão econômico-financeira, mas distribuem-se entre aspectos relacionados ao ciclo financeiro, custos assistenciais, rentabilidade, estrutura de capital, endividamento e deterioração econômica. Essa diversidade reforça o caráter multidimensional dos sinais associados ao risco de insolvência nas OPS, uma vez que foram identificados *red flags* provenientes de diferentes dimensões da situação econômico-financeira das operadoras.

Entre os indicadores oriundos diretamente do acompanhamento econômico-financeiro realizado pela ANS, destacam-se o Prazo Médio de Contraprestações a Receber (PMCR), o indicador de Despesas de Comercialização (DC), o Índice de Imobilização (IMOB), os indicadores de endividamento de curto e longo prazo (ENDIV_CP e ENDIV_LP) e a Margem Líquida Bruta (MLB). A recorrência desses indicadores em diferentes modalidades e horizontes temporais sugere que alterações na eficiência operacional, na rentabilidade e na estrutura de financiamento das operadoras estão entre os sinais mais frequentes associados ao risco de insolvência.

A tabela também evidencia a relevância dos indicadores derivados dos procedimentos metodológicos de tratamento dos dados, representados pelas variáveis classificadas como "Outros". Nesse grupo, destacam-se indicadores relacionados a situações extremas de fragilidade econômico-financeira, como IRF_low, ENDIV_CP_high, CE_high, ENDIV_LP_high, PMCR_high e IMOB_high. A presença recorrente desses indicadores sugere que condições extremas de desempenho financeiro, particularmente aquelas associadas a elevados níveis de endividamento, imobilização patrimonial e fragilidade financeira, constituem importantes sinais de alerta para a ocorrência de insolvência.

Observa-se ainda que os indicadores R_Liq_Neg e DC_m_alto apresentaram associação consistente com situações de deterioração econômica, enquanto Ativo_M_Baixo_p5 destacou-se como indicador de fragilidade estrutural. Esses resultados sugerem que o risco de insolvência nas OPS não está associado apenas a problemas de rentabilidade ou liquidez, mas também pode estar relacionado a limitações estruturais de porte e capacidade operacional.

De forma geral, os resultados indicam que os indicadores financeiros mais persistentes e recorrentes abrangem simultaneamente aspectos de rentabilidade, eficiência operacional, estrutura patrimonial, endividamento e fragilidade financeira extrema. Tal evidência reforça a importância de uma abordagem integrada para o monitoramento do risco de insolvência, uma vez que sinais relevantes podem emergir em diferentes dimensões da situação econômico-financeira das operadoras.

A Tabela 98 apresenta os indicadores não financeiros que demonstraram maior persistência e recorrência na sinalização do risco de insolvência entre as diferentes modalidades de OPS e nos horizontes temporais analisados (*t-1*) e (*t-2*). Os resultados evidenciam que fatores estruturais, regulatórios, geográficos e relacionados ao perfil da carteira também desempenham papel relevante na identificação de situações associadas ao risco de insolvência, complementando as evidências observadas para os indicadores financeiros.

Tabela 98 - Indicadores Não Financeiros - Persistência e Recorrência

INDICADOR	ORIGEM	DESCRIÇÃO BLOCO	t-1	t-2	PERSISTÊNCIA	RECORRÊNCIA
T_ATUACAO_ANO	Caract. Estruturais	Idade	2	2	2	2
P_MEDIO	Caract. Estruturais	Porte	5	5	5	5
SEM_BENEF	Caract. Estruturais	Porte	2	2	2	2
P_GRANDE	Caract. Estruturais	Porte	2	2	2	2
R_SUL	Localiz. Geográfica	Região	4	4	3	5
R_NORDESTE	Localiz. Geográfica	Região	2	2	2	2
SHARE_IND_FAM	Perfil Carteira	Perfil da Carteira	3	3	3	3
IDADE_MEDIA	Perfil Carteira	Perfil da Carteira	3	3	3	3
IDADE60ANOS	Perfil Carteira	Perfil da Carteira	2	2	2	2
QUANT_REGIME_DE	Regulação	Acompanhamento ANS	3	1	1	3
IDSS_F_SEM_IDENT	Regulação	Qualidade e Eficiência	3	4	3	4
IDSS_F_020a039	Regulação	Qualidade e Eficiência	3	2	2	3
IDSS_F_060a079	Regulação	Qualidade e Eficiência	2	2	1	3
INADIM_RES_SUS	Regulação	Ressarcimento ao SUS	5	4	4	5
TX_COBR_ABI_SUS	Regulação	Ressarcimento ao SUS	3	3	3	3

Fonte: Dados da pesquisa (2026)

No grupo das características estruturais, destaca-se o indicador **P_MEDIO**, que apresentou os maiores níveis de persistência e recorrência da tabela, sugerindo que operadoras classificadas como de porte médio estiveram associadas de forma consistente aos modelos estimados. Também foram identificados indicadores relacionados ao tempo de atuação da operadora (**T_ATUACAO_ANO**) e ao porte das organizações (**SEM_BENEF** e **P_GRANDE**), indicando que aspectos estruturais podem estar associados à exposição ao risco de insolvência.

Entre os indicadores de localização geográfica, observa-se destaque para a variável **R_SUL**, que apresentou elevada recorrência entre modalidades e horizontes temporais. Esse resultado sugere que características regionais do mercado de saúde suplementar podem estar associadas ao risco de insolvência, refletindo diferenças econômicas, concorrenciais e assistenciais existentes entre as regiões do país. Por outro lado, a variável **R_NORDESTE** apresentou menor intensidade de recorrência, embora também tenha sido selecionada nos modelos consolidados.

Os indicadores relacionados ao perfil da carteira de beneficiários também demonstraram relevância. As variáveis **SHARE_IND_FAM** e **IDADE_MEDIA** apresentaram elevados níveis de persistência e recorrência, sugerindo que a composição da carteira pode estar associada à sustentabilidade das operadoras. De forma complementar, a variável **IDADE60ANOS** indica que a estrutura etária dos beneficiários pode representar um fator adicional associado ao risco de insolvência, em razão das diferenças de utilização dos serviços assistenciais entre grupos populacionais.

Os resultados evidenciam ainda a importância dos indicadores regulatórios. Variáveis associadas ao monitoramento realizado pela ANS, à qualidade e eficiência operacional e ao ressarcimento ao SUS apresentaram elevada recorrência entre os modelos estimados. Nesse grupo, destacam-se **INADIM_RES_SUS**, **IDSS_F_SEM_IDENT** e **TX_COBR_ABI_SUS**, indicando que aspectos relacionados ao cumprimento de obrigações regulatórias, à qualidade da gestão e à eficiência operacional constituem importantes sinais de alerta para a ocorrência de insolvência.

De forma geral, os resultados demonstram que os *red flags* não financeiros estão distribuídos entre diferentes dimensões institucionais das operadoras, abrangendo características estruturais, localização geográfica, perfil da carteira de beneficiários e aspectos regulatórios. Essas evidências reforçam a importância de incorporar variáveis não financeiras aos modelos de análise de insolvência, uma vez que fatores organizacionais e regulatórios podem fornecer sinais complementares aos indicadores econômico-financeiros tradicionalmente utilizados na literatura.

A Tabela 99 apresenta os indicadores macroeconômicos que demonstraram persistência e recorrência na sinalização do risco de insolvência das OPS nos horizontes temporais analisados (t-1 e t-2). Os resultados indicam que fatores externos ao ambiente organizacional das operadoras também se mostram associados ao risco de insolvência, reforçando a importância de considerar o contexto econômico mais amplo na análise da sustentabilidade do setor.

Tabela 99 - Indicadores Macroeconomicos - Persistência e Recorrência

INDICADOR	ORIGEM	DESCRIÇÃO BLOCO	t-1	t-2	PERSISTÊNCIA	RECORRÊNCIA
CAMBIO	Macroeconomicos	Taxa de Câmbio	3	3	3	3
IPCA_G	Macroeconomicos	Inflação	3	1	1	3

Fonte: Dados da pesquisa (2026)

Entre os indicadores selecionados, destaca-se a variável **CAMBIO**, representativa das oscilações da taxa de câmbio, que apresentou níveis equilibrados de persistência e recorrência nos dois horizontes temporais analisados. Esse resultado sugere que alterações no mercado cambial podem estar associadas ao risco de insolvência das operadoras, possivelmente em razão dos impactos indiretos sobre custos assistenciais, aquisição de tecnologias médicas, equipamentos importados e demais insumos vinculados ao setor de saúde.

A variável **IPCA_G**, representativa da inflação medida pelo Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA), também foi identificada como sinal relevante, embora tenha apresentado menor persistência temporal quando comparada à taxa de câmbio. Ainda assim, sua recorrência entre modalidades indica que o comportamento dos preços na economia pode estar associado às condições de equilíbrio entre receitas e despesas das operadoras, especialmente em períodos de aumento dos custos médico-hospitalares.

De forma geral, os resultados evidenciam que o risco de insolvência das OPS não depende exclusivamente de fatores internos relacionados à gestão, estrutura financeira ou características institucionais das operadoras. As condições macroeconômicas também se mostraram associadas à sustentabilidade do setor, funcionando como sinais complementares na identificação de situações de risco. Dessa forma, a inclusão de indicadores macroeconômicos amplia a capacidade explicativa dos modelos de insolvência e reforça a importância de uma abordagem integrada para o monitoramento dos riscos enfrentados pelas Operadoras de Planos de Saúde.

5 CONCLUSÃO

5.1 Síntese dos Resultados

A presente pesquisa teve como objetivo analisar indicadores socioeconômico-financeiros que contribuem como *red flags* para a identificação do risco de insolvência em Operadoras de Planos de Saúde (OPS) no Brasil. Para atingir esse objetivo, foram integrados indicadores financeiros, não financeiros e macroeconômicos provenientes de bases regulatórias da ANS e de fontes macroeconômicas oficiais, abrangendo o período de 2007 a 2024. A pesquisa utilizou o procedimento de regularização *Elastic Net* para seleção de indicadores em ambiente de elevada dimensionalidade e regressão logística para validação econométrica dos indicadores selecionados.

Os resultados permitiram responder ao problema de pesquisa ao identificar indicadores financeiros, não financeiros e macroeconômicos que contribuíram como *red flags* de risco de insolvência nas OPS analisadas. Esses achados evidenciam que o risco de insolvência não está associado a um único fator isolado, mas a um conjunto de sinais observáveis distribuídos entre diferentes dimensões da gestão empresarial e do ambiente econômico.

As evidências encontradas indicam que o fenômeno possui natureza multifatorial, envolvendo simultaneamente fragilidades econômico-financeiras, características estruturais das operadoras, aspectos regulatórios e condições macroeconômicas externas. Essa constatação mostra-se compatível com a perspectiva da Teoria da Sinalização adotada nesta pesquisa, segundo a qual determinados indicadores podem atuar como sinais antecipatórios de deterioração econômico-financeira (*red flags*).

Os resultados da pesquisa evidenciaram a seleção de 299 ocorrências estatisticamente significativas de *red flags* associados ao risco de insolvência nas Operadoras de Planos de Saúde (OPS), considerando as 8 modalidades analisadas e os dois horizontes temporais investigados ($t-1$) e ($t-2$). Desse total, **165 correspondem a indicadores financeiros, 111 a indicadores não financeiros e 23 a indicadores macroeconômicos**, demonstrando a predominância das variáveis econômico-financeiras na composição dos modelos estimados, embora os fatores não financeiros também tenham apresentado elevada participação na sinalização do risco de insolvência.

Em relação à direção dos efeitos observados, 168 indicadores estiveram associados ao aumento da probabilidade de insolvência, enquanto 131 apresentaram associação com a

redução dessa probabilidade, evidenciando que os modelos identificaram tanto fatores de risco quanto fatores protetivos relacionados à solvência das operadoras.

Sob a perspectiva temporal, verificou-se que 160 indicadores foram identificados no horizonte de um ano anterior ao evento de insolvência ($t-1$), enquanto 139 indicadores apresentaram capacidade de sinalização com até dois anos de antecedência ($t-2$). Esses resultados sugerem que parcela relevante dos *red flags* pode ser observada com antecedência ao evento de insolvência, reforçando o potencial dos indicadores identificados para utilização em sistemas de monitoramento e alerta precoce no âmbito da supervisão prudencial das OPS.

Em conjunto, essas evidências demonstram que o risco de insolvência das OPS possui natureza essencialmente multidimensional. Embora os indicadores financeiros tenham predominado em quantidade, os resultados revelaram que variáveis regulatórias, estruturais e macroeconômicas também desempenham papel relevante na sinalização do risco. Dessa forma, a insolvência não se apresenta como consequência exclusiva de desequilíbrios contábeis e financeiros, mas como resultado da interação entre fatores econômicos, operacionais, institucionais e ambientais que afetam a sustentabilidade das operadoras ao longo do tempo.

O Quadro 3 apresenta a distribuição dos *red flags* de risco de insolvência identificados nos modelos estimados para as 8 modalidades de Operadoras de Planos de Saúde (OPS), considerando os horizontes temporais de um ($t-1$) e dois anos ($t-2$) anteriores ao evento de insolvência. O quadro sintetiza a quantidade de indicadores financeiros, não financeiros e macroeconômicos selecionados pelos modelos, bem como a direção de seus efeitos sobre a probabilidade de insolvência, permitindo uma visão consolidada da participação relativa de cada grupo de variáveis.

Quadro 3 - Síntese quantidade de indicadores selecionados por modalidade de OPS

Indicadores/Tempo	Adm_Benf	Auto_G	Coop_Med	Coop_Od	Filant	Med_Gr	Od_Gr	Seg_Esp	Total	Aumenta risco	Reduz risco
Financeiros	5	24	35	11	24	29	28	9	165	101	64
t-1	3	15	20	7	13	12	17	3	90	54	36
t-2	2	9	15	4	11	17	11	6	75	47	28
Macroeconomicos	3	1	4	0	4	6	5	0	23	11	12
t-1	1	1	2	0	2	3	3	0	12	6	6
t-2	2	0	2	0	2	3	2	0	11	5	6
Não financeiros	2	17	23	6	15	29	16	3	111	56	55
t-1	1	9	12	3	7	15	9	2	58	29	29
t-2	1	8	11	3	8	14	7	1	53	27	26
Total	10	42	62	17	43	64	49	12	299	168	131

Fonte: Dados da pesquisa

Considerando o conjunto inicial de 122 indicadores avaliados pela pesquisa, os modelos finais selecionaram, em média, 37 indicadores por modalidade de Operadoras de Plano de Saúde. Observou-se elevada heterogeneidade entre as modalidades analisadas, com a Medicina

de Grupo (MED_GR) apresentando o maior número de indicadores selecionados (64) e as Administradoras de Benefícios (ADM_BENEF) o menor número (10). Esses resultados sugerem que a complexidade e os fatores associados ao risco de insolvência variam entre as modalidades de OPS, reforçando a adequação da estratégia metodológica de estimação de modelos segregados por modalidade.

Tal evidência demonstra a efetividade do processo de seleção de variáveis conduzido pelo método *Elastic Net*, que promoveu redução dimensional da base analítica. Em média, foram excluídos aproximadamente 84 indicadores por modalidade em relação ao conjunto inicial de 122 variáveis analisadas, preservando apenas aqueles que demonstraram maior capacidade informacional para a identificação do risco de insolvência. Tal resultado sugere a existência de elevado grau de redundância informacional entre parte dos indicadores originalmente considerados, reforçando a importância de técnicas de regularização para construção de modelos mais parcimoniosos, estáveis e interpretáveis.

A consolidação dos resultados permitiu identificar um conjunto de *red flags* estruturalmente persistentes. Embora os modelos tenham produzido 299 ocorrências estatisticamente significativas de *red flags* distribuídas entre diferentes modalidades e horizontes temporais, essas ocorrências corresponderam a apenas 95 indicadores distintos, evidenciando que diversos indicadores foram selecionados simultaneamente em mais de uma modalidade e/ou em ambos os horizontes temporais. Dentre esses 95 indicadores, 33 apresentaram elevados níveis de persistência temporal e recorrência entre modalidades, constituindo o núcleo mais robusto de sinais associados ao risco de insolvência. A recorrência desses indicadores fortalece a evidência de que determinados sinais possuem capacidade de generalização e podem ser utilizados como instrumentos de monitoramento prudencial do setor.

Os resultados também evidenciaram a heterogeneidade entre as modalidades de operadoras. Cada modalidade apresentou combinação própria de fatores associados ao risco de insolvência, confirmando que o fenômeno não se manifesta de forma homogênea no mercado de saúde suplementar. Essa evidência válida a decisão metodológica de segmentar a análise por modalidade e demonstra que modelos agregados podem ocultar importantes especificidades do setor. Assim, a compreensão do risco de insolvência exige abordagens capazes de reconhecer as diferenças estruturais, operacionais e regulatórias existentes entre os diversos tipos de operadoras.

Em síntese, os resultados demonstraram que a insolvência das Operadoras de Planos de Saúde constitui um fenômeno multifatorial, influenciado simultaneamente por fatores financeiros, não financeiros e macroeconômicos. A identificação de 299 ocorrências

estatisticamente significativas de *red flags*, consolidadas em 95 indicadores distintos e, posteriormente, analisadas a partir de um conjunto de 33 indicadores persistentes e recorrentes, evidencia a existência de sinais estruturais capazes de antecipar situações de deterioração socioeconômico-financeira. Os achados reforçam a importância de abordagens integradas para o monitoramento da solvência das OPS e fornecem evidências empíricas consistentes para a compreensão dos fatores associados ao risco de insolvência no setor de saúde suplementar brasileiro.

Em conjunto, os resultados sustentam as três hipóteses formuladas nesta pesquisa. A identificação de indicadores financeiros, não financeiros e macroeconômicos estatisticamente associados ao risco de insolvência fornece suporte, respectivamente, às hipóteses H1, H2 e H3, evidenciando que as três dimensões analisadas contribuem como *red flags* para a identificação do risco de insolvência das OPS.

5.2 Contribuições Teóricas

A presente pesquisa contribui para a literatura de insolvência ao evidenciar que os sinais associados ao risco de insolvência das OPS apresentam caráter multidimensional, heterogêneo e temporalmente variável. Ao integrar indicadores financeiros, não financeiros e macroeconômicos e analisá-los segundo as modalidades de OPS e diferentes horizontes temporais, os resultados mostram que a sinalização do risco não se restringe às informações contábeis e financeiras e pode assumir configurações distintas conforme o contexto em que os indicadores são observados.

Os resultados também contribuem para a literatura de insolvência ao evidenciar que as relações econômicas esperadas para determinados indicadores não se mantêm necessariamente entre diferentes contextos institucionais e modalidades organizacionais. As convergências e divergências observadas entre os sinais esperados *ex ante* e os resultados empíricos *ex post* reforçam a importância de considerar as especificidades do ambiente analisado na interpretação dos sinais de risco de insolvência (*red flags*).

Outra contribuição teórica do estudo consiste em evidenciar que os sinais associados ao risco de insolvência das OPS não se restringem às fragilidades observadas nas demonstrações financeiras. Os resultados evidenciaram que características estruturais, regulatórias, geográficas e relacionadas ao perfil da carteira de beneficiários apresentaram níveis de persistência e recorrência comparáveis ou até superiores aos observados para diversos indicadores

financeiros. Essa evidência amplia a compreensão tradicional da insolvência ao sugerir que o fenômeno resulta da interação simultânea entre fatores econômicos, institucionais e ambientais.

A pesquisa também contribui para a aplicação da Teoria da Sinalização ao contexto da saúde suplementar ao evidenciar que o conteúdo informacional dos sinais pode variar conforme o ambiente em que são observados. As convergências e divergências identificadas entre os sinais esperados e os resultados empíricos sugerem que a interpretação dos indicadores associados ao risco de insolvência depende das especificidades das modalidades de OPS e do horizonte temporal analisado, reforçando o caráter contextual do processo de sinalização.

Sob a perspectiva metodológica, a utilização do método *Elastic Net* representou importante contribuição para estudos de insolvência realizados em ambientes caracterizados por elevada dimensionalidade e potencial multicolinearidade. A técnica permitiu reduzir o conjunto inicial de variáveis, preservando a capacidade discriminatória dos modelos e identificando indicadores estruturalmente mais relevantes para a previsão da insolvência. Os resultados evidenciaram que parte expressiva dos indicadores inicialmente considerados apresentava conteúdo informacional redundante, sendo possível alcançar elevado desempenho analítico por meio de modelos mais parcimoniosos.

Outra contribuição relevante consiste na análise da persistência temporal e da recorrência dos indicadores entre diferentes modalidades de operadoras. Diferentemente de estudos que avaliam apenas a significância estatística em modelos isolados, esta pesquisa investigou a estabilidade dos sinais em múltiplos contextos analíticos. A identificação de 33 indicadores persistentes e recorrentes sugere a existência de um núcleo estrutural de *red flags* associado ao risco de insolvência das OPS, contribuindo para o avanço do conhecimento sobre a robustez dos mecanismos de sinalização da deterioração econômico-financeira.

Por fim, a pesquisa contribui para a literatura de insolvência em setores regulados ao adaptar e aplicar modelos preditivos ao contexto específico da saúde suplementar brasileira. Ao incorporar particularidades regulatórias, assistenciais e institucionais das OPS, o estudo amplia o conhecimento disponível sobre insolvência em ambientes regulados e oferece evidências empíricas ainda pouco exploradas na literatura nacional.

5.3 Contribuições Práticas e Regulatórias

Os resultados desta pesquisa apresentam potencial aplicação prática para reguladores, gestores e demais agentes envolvidos na supervisão e monitoramento das Operadoras de Planos de Saúde.

Uma das principais contribuições práticas consiste na identificação de sinais de alerta capazes de auxiliar a detecção precoce de situações de deterioração econômico-financeira. A recorrência e persistência dos indicadores identificados sugerem que esses *red flags* possuem potencial para utilização como instrumentos complementares de monitoramento prudencial, auxiliando na identificação de operadoras potencialmente vulneráveis em períodos anteriores à ocorrência da insolvência.

Os resultados também apresentam potencial contribuição para abordagens de supervisão baseadas em risco. A identificação de indicadores associados ao aumento da probabilidade de insolvência pode auxiliar na priorização do acompanhamento de operadoras que apresentem sinais consistentes de deterioração, oferecendo subsídios para o direcionamento dos esforços de supervisão.

Outro aspecto relevante refere-se à integração de diferentes dimensões do risco. As evidências demonstraram que sistemas de monitoramento baseados exclusivamente em indicadores financeiros podem não capturar integralmente os fatores associados à insolvência. A incorporação de variáveis regulatórias, estruturais e macroeconômicas pode fornecer informações complementares aos indicadores financeiros e contribuir para uma visão mais abrangente dos sinais associados ao risco de insolvência das operadoras.

A análise dos diferentes *thresholds* de classificação também produziu importantes implicações regulatórias. Os resultados evidenciaram que a utilização do *threshold* convencional de 0,50 tende a privilegiar a especificidade dos modelos em detrimento da sensibilidade, elevando a ocorrência de falsos negativos. Em contrapartida, a redução dos *thresholds* ampliou a sensibilidade dos modelos na amostra analisada, acompanhada pelo aumento da ocorrência de falsos positivos.

Sob a ótica prudencial, essa evidência sugere que a definição dos *thresholds* deve considerar explicitamente os custos associados aos erros de classificação. Enquanto falsos positivos podem implicar monitoramento adicional de operadoras solventes, falsos negativos podem retardar a identificação de operadoras potencialmente vulneráveis. Sob a perspectiva prudencial, esses diferentes tipos de erro podem produzir consequências distintas para a supervisão, devendo seus custos relativos ser considerados na definição de estratégias de monitoramento.

Dessa forma, uma das contribuições aplicadas da pesquisa consiste em evidenciar o potencial dos *red flags* identificados como instrumentos complementares ao monitoramento prudencial das OPS. Os resultados também indicam que sua utilização prática requer a definição

de estratégias de acompanhamento e de critérios de classificação compatíveis com os objetivos da supervisão, especialmente diante do *trade-off* observado entre sensibilidade e especificidade.

5.4 Limitações da Pesquisa

Apesar das contribuições apresentadas, os resultados desta pesquisa devem ser interpretados à luz de algumas limitações metodológicas e operacionais. A primeira limitação refere-se à utilização de dados secundários provenientes de bases regulatórias da ANS. Embora essas bases constituam a principal fonte de informações disponíveis sobre as Operadoras de Planos de Saúde, sua utilização está sujeita a restrições relacionadas à qualidade dos registros, alterações nos procedimentos de reporte e eventuais inconsistências decorrentes do processo de prestação das informações pelas próprias operadoras.

Outra limitação está associada à natureza temporal da pesquisa. Os resultados refletem as condições econômicas, regulatórias e institucionais observadas no período de 2007 a 2024. Alterações futuras no ambiente regulatório, mudanças na estrutura competitiva do setor ou transformações macroeconômicas podem modificar os padrões de comportamento observados nesta pesquisa.

A definição operacional de insolvência adotada também representa uma delimitação importante do estudo. A classificação dos eventos de insolvência foi construída com base nos critérios regulatórios estabelecidos para o setor de saúde suplementar, podendo diferir de definições jurídicas, econômicas ou contábeis utilizadas em outros contextos ou segmentos econômicos.

No campo metodológico, a utilização da regressão logística implica simplificações inerentes ao método. Embora a técnica seja amplamente utilizada em estudos de insolvência, ela não captura integralmente relações dinâmicas complexas, interdependências temporais ou possíveis efeitos não lineares presentes no processo de deterioração econômico-financeira das operadoras. Adicionalmente, as métricas de desempenho classificatório, incluindo a AUC, foram obtidas na própria amostra de estimação, não tendo sido realizada validação preditiva em amostra externa ou independente.

Adicionalmente, algumas modalidades apresentaram número reduzido de eventos de insolvência em relação ao número de indicadores incluídos nos modelos logísticos, especialmente Autogestão e Seguradora Especializada em Saúde. Em determinadas especificações, a baixa frequência do evento também resultou na exclusão automática de variáveis associadas à separação perfeita dos dados. Essas condições podem aumentar a

instabilidade das estimativas e o risco de sobreajuste, razão pela qual os resultados dessas modalidades devem ser interpretados com maior cautela.

Também deve ser considerada a dependência do método *Elastic Net* em relação à parametrização utilizada durante o processo de regularização. Diferentes combinações de parâmetros podem resultar em estruturas alternativas de seleção de variáveis, embora os testes realizados indiquem estabilidade satisfatória dos resultados obtidos.

Adicionalmente, a seleção de variáveis pelo *Elastic Net* e a estimação posterior dos modelos de regressão logística foram realizadas com base nas mesmas amostras. Como os indicadores submetidos à inferência estatística foram previamente selecionados a partir desses dados, os níveis de significância e os intervalos de confiança obtidos nos modelos logísticos devem ser interpretados considerando essa etapa prévia de seleção.

Outra limitação relevante decorre do forte desbalanceamento da variável dependente. Como a insolvência constitui evento relativamente raro na população analisada, optou-se por preservar sua frequência observada, sem aplicação de técnicas artificiais de balanceamento das classes. Essa característica impõe desafios à identificação das observações pertencentes à classe minoritária, especialmente quando utilizados *thresholds* tradicionais de classificação, razão pela qual o desempenho dos modelos foi analisado também por meio da sensibilidade, especificidade, valor preditivo positivo e da simulação de diferentes *thresholds*.

Por fim, os *thresholds* analisados nesta pesquisa foram definidos sob perspectiva exploratória e prudencial, não sendo derivados de funções formais de otimização econômica ou de modelos explícitos de custo regulatório. Consequentemente, os resultados relacionados à simulação dos diferentes *thresholds* devem ser interpretados como evidências iniciais sobre possíveis estratégias de monitoramento preventivo.

Apesar dessas limitações, os resultados apresentaram consistência metodológica, estabilidade dos modelos e coerência teórica, fornecendo evidências consistentes acerca dos fatores associados ao risco de insolvência das Operadoras de Planos de Saúde brasileiras.

5.5 Sugestões para Pesquisas Futuras

Os resultados obtidos nesta pesquisa evidenciam que a insolvência das Operadoras de Planos de Saúde constitui fenômeno complexo e multifatorial, abrindo diversas possibilidades para aprofundamentos futuros. Uma primeira oportunidade consiste na utilização de modelos dinâmicos capazes de capturar a trajetória temporal da deterioração econômico-financeira das operadoras. Embora esta pesquisa tenha analisado os horizontes $(t-1)$ e $(t-2)$, abordagens

baseadas em painéis dinâmicos ou modelos longitudinais podem ampliar a compreensão da evolução do risco ao longo do tempo.

Outra possibilidade relevante envolve a utilização de técnicas de análise de sobrevivência. Modelos como *Kaplan-Meier* e *Regressão de Cox* podem contribuir para responder não apenas quais operadoras apresentam risco de insolvência, mas também quando esse evento tende a ocorrer, permitindo incorporar explicitamente a dimensão temporal do fenômeno.

Pesquisas futuras também podem comparar o desempenho dos modelos tradicionais utilizados nesta dissertação com técnicas mais avançadas de aprendizado de máquina, incluindo *Random Forest*, *Gradient Boosting*, *XGBoost*, redes neurais artificiais e métodos de *ensemble*. O objetivo não seria substituir os modelos interpretáveis utilizados nesta pesquisa, mas avaliar potenciais ganhos de desempenho preditivo.

Outra agenda promissora refere-se ao desenvolvimento de métodos formais para otimização dos *thresholds* de classificação. Estudos futuros podem incorporar funções de perda, custos regulatórios e impactos sociais associados aos erros de classificação, permitindo definir *thresholds* alinhados aos objetivos específicos da supervisão prudencial.

Também se recomenda a ampliação do conjunto de variáveis analisadas, incorporando indicadores relacionados à governança corporativa, qualidade assistencial, judicialização da saúde, comportamento dos beneficiários, relacionamento com prestadores e métricas operacionais ainda não exploradas na literatura.

Sob a perspectiva regulatória, futuras pesquisas podem desenvolver modelos voltados à construção de sistemas automatizados de monitoramento prudencial, *dashboards* de acompanhamento contínuo e mecanismos dinâmicos de classificação de risco para operadoras de saúde suplementar.

Por fim, recomenda-se a realização de estudos comparativos envolvendo outros setores regulados, como instituições financeiras, seguradoras e entidades de previdência complementar, permitindo avaliar a generalização dos *red flags* identificados e ampliar o conhecimento sobre insolvência em ambientes sujeitos à supervisão prudencial.

Por fim, a presente pesquisa não encerra a discussão sobre insolvência em Operadoras de Planos de Saúde, mas estabelece uma base empírica e metodológica capaz de sustentar novas agendas de investigação voltadas ao aperfeiçoamento dos mecanismos de identificação, monitoramento e prevenção dos riscos de insolvência no setor de saúde suplementar.

REFERENCIAS

- AHEM, Melissa. The Evolution and Impact of State HMO Regulation: A Case Study. *Journal of Insurance Regulation*, v. 10, n. 1, p. 110–127, 1991.
<https://www.econbiz.de/Record/the-evolution-and-impact-of-state-hmo-regulation-a-case-study-ahern-melissa/10001111293>
- AKAIKE, Hirotugu. A new look at the statistical model identification. *IEEE transactions on automatic control*, v. 19, n. 6, p. 716-723, 1974.
<https://doi.org/10.1109/TAC.1974.1100705>
- ALAKA, Hafiz A. et al. Systematic review of bankruptcy prediction models: Towards a framework for tool selection. *Expert systems with applications*, v. 94, p. 164-184, 2018.
<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.10.040>
- ALTMAN, Edward I. A further empirical investigation of the bankruptcy cost question. *the Journal of Finance*, v. 39, n. 4, p. 1067-1089, 1984.
<https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1984.tb03893.x>
- ALTMAN, Edward I. Corporate distress prediction models in a turbulent economic and Basel II environment. 2002.
<https://archive.nyu.edu/bitstream/2451/26485/2/02-41.pdf>
- ALTMAN, Edward I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The journal of finance*, v. 23, n. 4, p. 589-609, 1968.
<https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x>
- ALVES, Sandro Leal. Insolvência financeira de operadoras de planos de saúde: uma investigação empírica. *Revista Brasileira de Risco e Seguro*, v. 2, n. 3, p. 125-155, 2006.
https://docvirt.com/docreader.net/DocReader.aspx?bib=bib_digital&pagfis=7703
- ANGHEL, Ion; ENACHE, Calcedonia; MERINO DE LUCAS, Fernando. Macroeconomic determinants of corporate failures: Evidence from Romania and Spain. *Journal of Business Economics and Management (JBEM)*, v. 21, n. 3, p. 743-759, 2020.
<https://doi.org/10.3846/jbem.2020.12217>
- ASSAF NETO, Alexandre; LIMA, Fabiano Guasti. **Curso de administração financeira**. 3. ed. São Paulo: Atlas, 2014.
- ASHRAF, Sumaira; GS FÉLIX, Elisabete; SERRASQUEIRO, Zélia. Do traditional financial distress prediction models predict the early warning signs of financial distress?. *Journal of Risk and Financial Management*, v. 12, n. 2, p. 55, 2019.
<https://doi.org/10.3390/jrfm12020055>
- AVELAR, Ewerton Alex et al. Value creation in private healthcare providers: an analysis considering the regulations of supplementary health agency (ANS). *Revista de Gestão em Sistemas de Saúde*, v. 10, n. 2, p. 134-156, 2021.
<https://doi.org/10.5585/rgss.v10i2.17905>

AZIZ, M. Adnan; DAR, Humayon A. Predicting Corporate Financial Distress: Whither do We Stand?. Department of Economics, Loughborough University, v. 4, n. 1, 2004.
<https://doi.org/10.1108/14720700610649436>

BAIRD, Marcello Fragano. Da Hegemonia Sanitarista ao Predomínio Liberal: investigando os fatores que impediram uma inflexão liberal na Agência Nacional de Saúde Suplementar (ANS) (2004-2014). Dados, v. 62, n. 4, p. e20180295, 2019.
<https://doi.org/10.1590/001152582019191>

BALCAEN, Sofie; OOGHE, Hubert. 35 years of studies on business failure: an overview of the classic statistical methodologies and their related problems. The British Accounting Review, v. 38, n. 1, p. 63-93, 2006.
<https://doi.org/10.1016/j.bar.2005.09.001>

BARBOZA, Flavio; KIMURA, Herbert; ALTMAN, Edward. Machine learning models and bankruptcy prediction. Expert systems with applications, v. 83, p. 405-417, 2017.
<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.04.006>

BARROS, Januária Lino; BEIRUTH, Aziz Xavier. Aplicação de modelos de previsão de insolvência nas operadoras de planos de saúde do Brasil. RAGC, v. 4, n. 15, 2016.
<https://revistas.fucamp.edu.br/index.php/ragc/article/view/787>

BARTLETT, Robert; PARTNOY, Frank. The ratio problem. Available at SSRN 3605606, 2020.
<https://doi.org/10.2139/ssrn.3605606>

BEAVER, William H. Financial ratios as predictors of failure. Journal of accounting research, p. 71-111, 1966.
<https://doi.org/10.2307/2490171>

BELLOVARY, Jodi L.; GIACOMINO, Don E.; AKERS, Michael D. A review of bankruptcy prediction studies: 1930 to present. Journal of Financial education, p. 1-42, 2007.
<https://www.jstor.org/stable/41948574>

BORGES, Sabrina; LEÃO, Simone. A judicialização da saúde no Brasil e a regulação da saúde suplementar através da Agência Nacional de Saúde. Revista de Direito Sociais e Políticas Públicas, Florianópolis, v. 6, n. 1, p. 122-142, 2020. DOI: 10.26668/IndexLawJournals/2525-9881/2020.v6i1.6572.
<https://doi.org/10.26668/IndexLawJournals/2525-9881/2020.v6i1.6572>

BRAGANÇA, Ciro Gustavo; PINHEIRO, Laura Edith Taboada; BRESSAN, Valéria Gama Fully; SOARES, Luiz Augusto de Carvalho Francisco. Liquidação de operadoras de planos de assistência à saúde no Brasil. Enfoque: Reflexão Contábil, Maringá, v. 38, n. 2, p. 33-47, 2019. DOI: 10.4025/enfoque.v38i2.43515.
<https://doi.org/10.4025/enfoque.v38i2.43515>

BRASIL. Agência Nacional de Saúde Suplementar. Boletim panorama: saúde suplementar [recurso eletrônico]. v. 6, n. 8, 4º trimestre de 2024. Rio de Janeiro: ANS, 2025b.
https://www.gov.br/ans/pt-br/arquivos/acesso-a-informacao/perfil-do-setor/dados-e-indicadores-do-setor/publicacoes/Panorama_Saude_Suplementar_Ed_08_mar_2025_r07.pdf

BRASIL. Agência Nacional de Saúde Suplementar. Cartilha de acompanhamento econômico-financeiro das operadoras de planos privados de assistência à saúde: Resolução Normativa - RN nº 400/2016. Rio de Janeiro: ANS, 2016.

https://www.ans.gov.br/images/stories/Materiais_para_pesquisa/Materiais_por_assunto/Cartilha_acompanhamento_ecn_financeiro.pdf

BRASIL. Agência Nacional de Saúde Suplementar. Dados cadastrais das operadoras ativas na ANS [conjunto de dados]. Brasília, DF: Portal Brasileiro de Dados Abertos, 2026b.

<https://dados.gov.br/dados/conjuntos-dados/operadoras-de-planos-de-saude-ativas>

BRASIL. Agência Nacional de Saúde Suplementar. Operadoras de planos de saúde com registro cancelado. [Conjunto de dados]. Brasília, DF: Portal Brasileiro de Dados Abertos, 2026a.

<https://dados.gov.br/dados/conjuntos-dados/operadoras-de-planos-de-saude-canceladas>

BRASIL. Agência Nacional de Saúde Suplementar. Painel Econômico-Financeiro da Saúde Suplementar. Rio de Janeiro: ANS, 2026.

<https://app.powerbi.com/view?r=eyJrIjoiM2EyNGY3OGItNWZmYy00ZTJkLWI5YjAtMWU3OTFhZWNTYxIiwidCI6IjlkYmE0ODBjLTRmYTctNDJmNC1iYmEzLTBmYjEzNzVmYmU1ZiJ9>

BRASIL. Agência Nacional de Saúde Suplementar. Relatório anual de gestão e atividades 2025: exercício 2024. Rio de Janeiro: ANS, 2025a.

https://www.gov.br/ans/pt-br/aceso-a-informacao/transparencia-e-prestacao-de-contas/prestacao-de-contas/Relatorio_anual_de_gestao_RAG_2025_r07.pdf

BRASIL. Agência Nacional de Saúde Suplementar. Resolução Normativa - RN nº 489, de 29 de março de 2022. Dispõe sobre a aplicação de penalidades para as infrações à legislação dos planos privados de assistência à saúde. Rio de Janeiro: ANS, 2022d.

https://bvsmms.saude.gov.br/bvs/saudelegis/ans/2022/res0489_31_03_2022.html

BRASIL. Agência Nacional de Saúde Suplementar. Resolução Normativa - RN nº 518, de 29 de abril de 2022. Dispõe sobre a adoção de práticas mínimas de governança corporativa, com ênfase em controles internos e gestão de riscos, para fins de solvência das operadoras de plano de assistência à saúde. Rio de Janeiro: ANS, 2022c.

https://bvsmms.saude.gov.br/bvs/saudelegis/ans/2022/res0518_04_05_2022.html

BRASIL. Agência Nacional de Saúde Suplementar. Resolução Normativa - RN nº 532, de 2 de maio de 2022. Dispõe sobre os parâmetros e procedimentos de acompanhamento econômico-financeiro das operadoras de planos privados de assistência à saúde e de monitoramento estratégico do mercado de saúde suplementar. Rio de Janeiro: ANS, 2022a.

https://bvsmms.saude.gov.br/bvs/saudelegis/ans/2022/res0532_04_05_2022.html

BRASIL. Agência Nacional de Saúde Suplementar. Resolução Normativa ANS nº 569, de 19 de dezembro de 2022. Dispõe sobre os critérios para definição do capital regulatório das operadoras de planos de assistência à saúde. Rio de Janeiro: ANS, 2022b.

https://bvsmms.saude.gov.br/bvs/saudelegis/ans/2022/res0569_16_12_2022.html

BRASIL. Agência Nacional de Saúde Suplementar. Resolução Normativa n.º 522, de 29 de abril de 2022. Dispõe sobre os regimes de direção fiscal e de liquidação extrajudicial sobre as operadoras de planos de assistência à saúde. Rio de Janeiro: ANS, 2022.

https://bvsms.saude.gov.br/bvs/saudelegis/ans/2022/res0522_04_05_2022.html

BRASIL. Lei nº 9.656, de 3 de junho de 1998. Dispõe sobre os planos e seguros privados de assistência à saúde. Brasília, DF: Presidência da República, 1998.

https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/19656.htm

BRASIL. Lei nº 9.961, de 28 de janeiro de 2000. Cria a Agência Nacional de Saúde Suplementar - ANS e dá outras providências. Brasília, DF: Presidência da República, 2000.

https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/19961.htm

BROCKETT, Patrick L. et al. A neural network method for obtaining an early warning of insurer insolvency. *Journal of Risk and Insurance*, p. 402-424, 1994.

<https://doi.org/10.2307/253568>

BUDHIDHARMA, Valentino et al. Early warning signs of financial distress using random forest and logit model. *Corporate and Business Strategy Review*, v. 4, n. 4, p. 69-88, 2023.

<https://doi.org/10.22495/cbsrv4i4art8>

CAMBRIDGE DICTIONARY. Red flag. Cambridge Dictionary. Cambridge: Cambridge University Press & Assessment, 2025.

<https://dictionary.cambridge.org/dictionary/english/red-flag>

CAROLINA, Yenni; HANEDA, J.; HANEDA, J. Coso ERM and the Role of Internal Auditors in Fraud Prevention (Survey on Internal Auditors in Indonesia). *Jurnal ASET (Akuntansi Riset)*, v. 14, n. 2, 2022.

<https://doi.org/10.17509/jaset.v14i2.48834>

CASTRO, Laura Azevedo de; LUMERTZ, José Antônio; SILVEIRA, Leonardo Baltazar da. Fatores determinantes na insolvência em operadoras de planos de saúde brasileiras no período de 2014 a 2018. *Revista de Ciências Atuariais*, Porto Alegre, 2019. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Ciências Atuariais) - Faculdade de Ciências Econômicas, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2019.

<https://lume.ufrgs.br/handle/10183/204669?locale-attribute=en>

COHEN, Jacob. *Statistical power analysis for the behavioral sciences*. 2. ed. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, 1988.

CONNELLY, Brian L. et al. Signaling theory: state of the theory and its future. *Journal of management*, v. 51, n. 1, p. 24-61, 2025.

<https://doi.org/10.1177/01492063241268459>

CORREIO, Felipe Dutra Asensi; PINHEIRO, Italo Jorge Bezzera; MONNERAT, Diego Machado. Regulação em saúde: análise do impacto da atuação da ANS nas operadoras de planos de saúde. *A&C-Revista de Direito Administrativo & Constitucional*, v. 21, n. 85, p. 139-160, 2021.

<https://doi.org/10.21056/aec.v21i85.900>

CRUZ, June Alisson Westarb; BATISTA, Alexandre Moreira; PICCOLI, Pedro Guilherme Ribeiro. Modelo de insolvência aplicado a organizações cooperativas médicas: análise do mercado brasileiro. *Revista de Gestão e Organizações Cooperativas*, v. 7, n. 13, 2020.
<https://doi.org/10.5902/2359043240561>

CUMMINS, J. David; HARRINGTON, Scott E.; KLEIN, Robert. Insolvency experience, risk-based capital, and prompt corrective action in property-liability insurance. *Journal of Banking & Finance*, v. 19, n. 3-4, p. 511-527, 1995.
[https://doi.org/10.1016/0378-4266\(94\)00136-Q](https://doi.org/10.1016/0378-4266(94)00136-Q)

DAILY, Catherine M.; DALTON, Dan R. Corporate governance and the bankrupt firm: An empirical assessment. *Strategic Management Journal*, v. 15, n. 8, p. 643-654, 1994.
<https://doi.org/10.1002/smj.4250150806>

DIMITRAS, Augustinos I.; ZANAKIS, Stelios H.; ZOPOUNIDIS, Constantin. A survey of business failures with an emphasis on prediction methods and industrial applications. *European journal of operational research*, v. 90, n. 3, p. 487-513, 1996.
[https://doi.org/10.1016/0377-2217\(95\)00070-4](https://doi.org/10.1016/0377-2217(95)00070-4)

EFTASARI, Nesa Delfi; DESRIANI, Neny. Apakah Leverage Menjadi Pedang Bermata Dua Bagi Kinerja Keuangan di Tengah Kondisi Financial Distress?. *Jurnal Mutiara Ilmu Akuntansi*, v. 3, n. 1, p. 102-111, 2025.
<https://doi.org/10.55606/jumia.v3i1.3540>

EZZAMEL, Mahmoud; MAR-MOLINERO, Cecilio. The distributional properties of financial ratios in UK manufacturing companies. *Journal of Business Finance & Accounting*, v. 17, n. 1, p. 1-29, 1990.
<https://doi.org/10.1111/j.1468-5957.1990.tb00547.x>

FÁVERO, Luiz Paulo Lopes et al. Análise de dados: modelagem multivariada para tomada de decisões. 2009.

FRIEDMAN, Jerome; HASTIE, Trevor; TIBSHIRANI, Robert. Applications of the lasso and grouped lasso to the estimation of sparse graphical models. Technical report, Stanford University, 2010.

GAJDOSIKOVA, D.; GABRIKOVA, B. Corporate bankruptcy prediction: A systematic literature review and comprehensive bibliometric analysis. *Economics & Laws*, v. 1, p. 105-132, 2023.
<https://doi.org/10.37708/el.swu.v5i1.8>

GIL, Antonio Carlos et al. Como elaborar projetos de pesquisa. São Paulo: Atlas, 2002.

GONÇALVES, Jonas Rodrigo; BRITO, Gabriel Vidal. Estudo legislativo da Resolução Normativa no. 433 da Agência Nacional de Saúde Suplementar: limites ao poder regulatório das agências reguladoras brasileiras. *Boletín Mexicano de Derecho Comparado*, n. 157, p. 437-453, 2020.
<https://doi.org/10.22201/ijj.24484873e.2020.157.15238>

GUIMARÃES, ALDS; NOSSA, Valcemiro. Capital de giro, lucratividade, liquidez e solvência em operadoras de planos de saúde. BBR-Brazilian Business Review, Vitória, v. 7, n. 2, p. 40-63, 2010.

<https://doi.org/10.15728/bbr.2010.7.2.3>

GUIMARÃES, André Luiz de Souza; ALVES, Washington Oliveira. Prevendo a insolvência de operadoras de planos de saúde. Revista de Administração de Empresas, v. 49, p. 459-471, 2009.

<https://doi.org/10.1590/S0034-75902009000400009>

GUJARATI, Damodar. N e POTER, Dawn. C. Econometria básica. 2011.

HAIR, Joseph F. et al. Análise multivariada de dados. Bookman editora, 2009.

HALDER, Abhishek; KANNADHASAN, M. Knowledge Structures, Progression and Emergent Areas of Corporate Bankruptcy: A Bibliometric and Topic Modelling Analyses. Progression and Emergent Areas of Corporate Bankruptcy: A Bibliometric and Topic Modelling Analyses, 2022.

<https://doi.org/10.2139/ssrn.4193714>

HASIN, Hanafiah; MINHAD, Siti Fatimah Noor; OMAR, Normah. Exploring The Causes of Business Decline in Malaysia: An In-Depth Analysis of Contributing Factors. International Journal of Academic Research in Accounting Finance and Management Sciences, v. 13, n. 1, 2023.

<https://doi.org/10.6007/IJARAFMS/v13-i1/16612>

HASTIE, Trevor; TIBSHIRANI, Robert; FRIEDMAN, Jerome. An introduction to statistical learning. 2009.

https://doi.org/10.1007/978-0-387-84858-7_1

HOSMER JR, David W.; LEMESHOW, Stanley; STURDIVANT, Rodney X. Applied logistic regression. John Wiley & Sons, 2013.

<https://doi.org/10.1002/9781118548387>

IESS (2018), LARA, Natalia; REIS, Amanda; MINAMI, Bruno. **A Variação de Custos Médicos Hospitalares (VCMH): um compêndio dos estudos do IESS e uma atualização do tema.** Texto para Discussão, n. 71. São Paulo: Instituto de Estudos de Saúde Suplementar (IESS), 2018. Disponível em: <https://iess.org.br/sites/default/files/2021-04/TD71.pdf>. Acesso em: [13/06/2026].

IJAZ, Muhammad Shahzad; HUNJRA, Ahmed Imran; AZAM, Rauf I. Forewarning bankruptcy: An indigenous model for Pakistan. Business & Economic Review, v. 9, n. 4, p. 259-286, 2017.

<https://doi.org/10.22547/BER/9.4.12>

KLOBUCNIK, Jan; MIERSCH, David; SIEVERS, Soenke. Predicting early warning signals of financial distress: Theory and empirical evidence. Available at SSRN 2237757, 2017.

<http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2237757>

KOKSAL, Almula; ARDITI, David. Predicting construction company decline. *Journal of construction engineering and management*, v. 130, n. 6, p. 799-807, 2004.
[https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9364\(2004\)130:6\(799\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9364(2004)130:6(799))

KRONMAL, Richard A. Spurious correlation and the fallacy of the ratio standard revisited. *Journal of the Royal Statistical Society Series A: Statistics in Society*, v. 156, n. 3, p. 379-392, 1993.
<https://doi.org/10.2307/2983064>

KUMAR, P. Ravi; RAVI, Vadlamani. Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and intelligent techniques-A review. *European journal of operational research*, v. 180, n. 1, p. 1-28, 2007.
<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.08.043>

LEV, Baruch; SUNDER, Shyam. Methodological issues in the use of financial ratios. *Journal of accounting and economics*, v. 1, n. 3, p. 187-210, 1979.
[https://doi.org/10.1016/0165-4101\(79\)90007-7](https://doi.org/10.1016/0165-4101(79)90007-7)

LI, Leon; FAFF, Robert. Predicting corporate bankruptcy: What matters?. *International Review of Economics & Finance*, v. 62, p. 1-19, 2019.
<https://doi.org/10.1016/j.iref.2019.02.016>

LIMA JUNIOR, Ivo Aurelio; MACHADO, Cristiani Vieira; LIMA, Sheyla Maria Lemos. A regulação assistencial da saúde suplementar no Brasil entre 2000 e 2018. *Cadernos de Saúde Pública*, v. 40, p. e00023524, 2025.
<https://doi.org/10.1590/0102-311xpt023524>

LINARES-MUSTARÓS, Salvador et al. New financial ratios based on the compositional data methodology. *Axioms*, v. 11, n. 12, p. 694, 2022.
<https://doi.org/10.3390/axioms11120694>

MA'AJI, MUHAMMAD MUHAMMAD; ABDULLAH, Nur Adiana Hiau; KHAW, Karren Lee-Hwei. Dificuldades financeiras entre as PMEs na Malásia: um sinal de alerta precoce. *International Journal of Business & Society*, v. 20, n. 2, 2019.

MAHMOUD, ELSAYED MAHMOUD; TAUFIQ, ARIFIN. Revisão Sistemática da Literatura sobre Avanços na Previsão de Falências Corporativas. *INTERNATIONAL JOURNAL OF ACCOUNTING*, V. 2, N. 6, P. 1913-1935, 2024.
<https://doi.org/10.61990/ijamesc.v2i6.283>

MANSO, Maria Elisa Gonzalez. Envelhecimento, saúde do idoso e o setor de planos de saúde no Brasil. *Revista Kairós-Gerontologia*, v. 20, n. 4, p. 135-151, 2017.
<http://dx.doi.org/10.23925/2176-901X.2017v20i4p135-151>

MATARAZZO, Dante C. Análise financeira de balanços: abordagem gerencial. 7. ed. São Paulo: Atlas, 2010

MENARD, Scott W. Longitudinal research. Sage, 2002.
<https://doi.org/10.4135/9781412984867>

MENDES, Alexandre et al. Insolvency prediction in the presence of data inconsistencies. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, v. 21, n. 3, p. 155-167, 2014.
<https://doi.org/10.1002/isaf.1352>

MIGDAŁ-NAJMAN, Kamila; NAJMAN, Krzysztof; ANTONOWICZ, Paweł. Early warning against insolvency of enterprises based on a self-learning artificial neural network of the SOM type. In: *Effective Investments on Capital Markets: 10th Capital Market Effective Investments Conference (CMEI 2018)*. Cham: Springer International Publishing, 2019. p. 165-176.
https://doi.org/10.1007/978-3-030-21274-2_12

MORRISON, Ellen M.; LUFT, Harold S. Health maintenance organization environments in the 1980s and beyond. *Health Care Financing Review*, v. 12, n. 1, p. 81 - 90, 1990.
<https://history.mayoclinic.org/wp-content/uploads/2024/07/HEALTH1.pdf>

MUSLIM, Much Aziz et al. An ensemble stacking algorithm to improve model accuracy in bankruptcy prediction. *Journal of Data Science and Intelligent Systems*, v. 2, n. 2, p. 79-86, 2024.
<https://doi.org/10.47852/bonviewJDSIS3202655>

NAVARRO-GALERA, Andrés et al. Empirical research to identify early warning indicators of insolvency in small and medium-sized enterprises (SMEs): Investigación empírica para identificar indicadores de alerta temprana de insolvencia en pequeñas y medianas empresas (PYMEs). *Revista de Contabilidad-Spanish Accounting Review*, v. 27, n. 2, p. 344-356, 2024.
<https://doi.org/10.6018/rcsar.554181>

NISSIM, Doron; PENMAN, Stephen H. Ratio analysis and equity valuation: From research to practice. *Review of accounting studies*, v. 6, n. 1, p. 109-154, 2001.
<https://doi.org/10.1023/A:1011338221623>

NYITRAI, Tamás; VIRÁG, Miklós. The effects of handling outliers on the performance of bankruptcy prediction models. *Socio-Economic Planning Sciences*, v. 67, p. 34-42, 2019.
<https://doi.org/10.1016/j.seps.2018.08.004>

OHLSON, James A. Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of accounting research*, p. 109-131, 1980.
<https://doi.org/10.2307/2490395>

PARASCHIV, Florentina; SCHMID, Markus; WAHLSTRØM, Ranik Raaen. Bankruptcy prediction of privately held SMEs using feature selection methods. *Journal of Empirical Finance*, p. 101725, 2026.
<https://doi.org/10.1016/j.jempfin.2026.101725>

PURVES, Nigel; NIBLOCK, Scott James; SLOAN, Keith. On the relationship between financial and non- financial factors: A case study analysis of financial failure predictors of agribusiness firms in Australia. *Agricultural Finance Review*, v. 75, n. 2, p. 282-300, 2015.
<https://doi.org/10.1108/AFR-04-2014-0007>

SASAKI, Yuya; URA, Takuya. Estimation and inference for moments of ratios with robustness against large trimming bias. *Econometric Theory*, v. 38, n. 1, p. 66-112, 2022.
<https://doi.org/10.1017/S0266466621000025>

SCHWARZ, Gideon. Estimating the dimension of a model. *The Annals of Statistics*, Hayward, v. 6, n. 2, p. 461-464, 1978.

<https://doi.org/10.1214/aos/1176344136>

SHARMA, Sakshi; MITTAL, Anil Kumar. Evolution of Financial, Non-Financial, and Macroeconomic Predictors in Corporate Bankruptcy: A Comprehensive Review. *Economic Sciences*, v. 20, n. 2, p. 70-83, 2024.

<https://doi.org/10.69889/0vxzzm07>

SHI, Yin; LI, Xiaoni. An overview of bankruptcy prediction models for corporate firms: A systematic literature review. *Intangible capital*, v. 15, n. 2, p. 114-127, 2019.

<https://doi.org/10.3926/ic.1354>

SINGH, Sher G.; COYNE, Joseph S. The early indicators of financial failure: a study of bankrupt and solvent health systems. *Journal of Healthcare Management*, v. 53, n. 5, p. 333-346, 2008.

<https://doi.org/10.1097/00115514-200809000-00010>

SIRI, Michele; VAN DEN HURK, Arthur. Recovery and resolution of insurance companies and director's Duties. In: *The Governance of Insurance Undertakings: Corporate Law and Insurance Regulation*. Cham: Springer International Publishing, 2022. p. 141-170.

https://doi.org/10.1007/978-3-030-85817-9_7

SKOUSEN, Christopher J.; WRIGHT, Charlotte J. Contemporaneous risk factors and the prediction of financial statement fraud. Available at SSRN 938736, 2006.

<https://doi.org/10.2139/ssrn.938736>

SPENCE, Michael. Job market signaling. *The Quarterly Journal of Economics*, v. 87, n. 3, p. 355-374, 1973.

<https://doi.org/10.2307/1882010>

THORNBLAD, David B.; ZEITZMANN, Hanko K.; CARLSON, Kevin D. Negative denominators in index variables: The vulnerability of return on equity, debt to equity, and other ratios. *Electronic Journal of Business Research Methods*, v. 16, n. 1, p. 1-10, 2018.

<https://scholar.archive.org/work/usotnhpsqfbkhh6azsz2mrdyt4/access/wayback/http://www.ejbrm.com/issue/download.html?idArticle=471>

TINOCO, Mario Hernandez; WILSON, Nick. Financial distress and bankruptcy prediction among listed companies using accounting, market and macroeconomic variables. *International review of financial analysis*, v. 30, p. 394-419, 2013.

<https://doi.org/10.1016/j.irfa.2013.02.013>

TRIMBATH, Susanne. Lemmings to the sea: The inappropriate use of financial ratios in empirical analysis. 2001.

<https://doi.org/10.2139/ssrn.270342>

VÁSQUEZ-SERPA, Luis-Javier et al. Challenges of Artificial Intelligence for the Prevention and Identification of Bankruptcy Risk in Financial Institutions: A Systematic Review. *Journal of Risk and Financial Management*, v. 18, n. 1, p. 26, 2025.

<https://doi.org/10.3390/jrfm18010026>

WILCOX, Rand R. Introduction to robust estimation and hypothesis testing. Academic press, 2012.

<https://doi.org/10.1016/B978-0-12-386983-8.00001-9>

ZMIJEWSKI, Mark E. Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. Journal of Accounting research, p. 59-82, 1984.

<https://doi.org/10.2307/2490859>

ZOU, Hui; HASTIE, Trevor. Regularization and variable selection via the elastic net. Journal of the Royal Statistical Society Series B: Statistical Methodology, v. 67, n. 2, p. 301-320, 2005.

<https://doi.org/10.1111/j.1467-9868.2005.00503.x>