

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS

Faculdade de Ciências Econômicas

Programa de Pós-Graduação em Economia

CIRO EUSTÁQUIO DE MOURA LOPES

**TRANSMISSÃO DO RISCO SOBERANO PARA A CLASSIFICAÇÃO
DE RISCO DE CRÉDITO CORPORATIVO: A INFLUÊNCIA DA
HETEROGENEIDADE DAS FIRMAS**

Belo Horizonte

2025

CIRO EUSTÁQUIO DE MOURA LOPES

**TRANSMISSÃO DO RISCO SOBERANO PARA A CLASSIFICAÇÃO
DE RISCO DE CRÉDITO CORPORATIVO: A INFLUÊNCIA DA
HETEROGENEIDADE DAS FIRMAS**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Economia da Universidade Federal de Minas Gerais como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Economia

Professor Orientador: Mauro Sayar Ferreira

Belo Horizonte

2025

Ficha Catalográfica

L864t Lopes, Ciro Eustáquio de Moura.
2025 Transmissão do risco soberano para a classificação de risco de crédito corporativo [manuscrito]: a influência da heterogeneidade das firmas / Ciro Eustáquio de Moura Lopes. – 2025.

1v.: il.

Orientador: Mauro Sayar Ferreira.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Minas Gerais, Centro de Desenvolvimento e Planejamento Regional.

Inclui bibliografia.

1. Créditos - Avaliação de riscos - Teses. 2. Economia – Teses. I. Ferreira, Mauro Sayar, 1972- II. Universidade Federal de Minas Gerais. Centro de Desenvolvimento e Planejamento Regional. III. Título.

CDD: 332.7

Elaborada pela Biblioteca da FACE/UFMG – 75/2025
Fabiana Pereira dos Santos - CRB6 2530



UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
FACULDADE DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS
CENTRO DE DESENVOLVIMENTO E PLANEJAMENTO REGIONAL
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA

FOLHA DE APROVAÇÃO

TRANSMISSÃO DO RISCO SOBERANO PARA A CLASSIFICAÇÃO DE RISCO DE CRÉDITO CORPORATIVO: A INFLUÊNCIA DA HETEROGENIDADE DAS FIRMAS

CIRO EUSTÁQUIO DE MOURA LOPES

Dissertação de Mestrado defendida e aprovada, no dia 10 de julho de 2025, pela Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em Economia da Universidade Federal de Minas Gerais constituída pelos seguintes professores:

Prof. Mauro Sayar Ferreira (orientador) (CEDEPLAR/FACE/UFGM)

Prof. Igor Viveiros Melo Souza (CEDEPLAR/FACE/UFGM)

Prof. Luiz Renato Regis de Oliveira Lima (Universidade de Tennessee e Universidade Federal da Paraíba)

Belo Horizonte, 10 de julho de 2025.



Documento assinado eletronicamente por **Mauro Sayar Ferreira, Professor do Magistério Superior**, em 25/07/2025, às 16:37, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Igor Viveiros Melo Souza, Professor do Magistério Superior**, em 26/07/2025, às 07:27, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site https://sei.ufmg.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **4408988** e o código CRC **0EDCDBF4**.

AGRADECIMENTOS

O início, o desenvolvimento e a conclusão deste ciclo não seriam possíveis sem o apoio de diversas pessoas que cruzaram meu caminho e contribuíram para este momento.

Agradeço à minha família, representada por minha mãe, Rosa, meus irmãos, Mateus e Cássio, e minha cunhada, Brenda. A força que desenvolvemos para superar desafios é o combustível que me mantém na luta. Também sou grato ao meu falecido pai, Márcio. Mesmo passados mais de doze anos desde sua partida, ele continua sendo minha bússola.

Agradeço à minha companheira de vida, Jordhana. Ela é minha escolha diária e juntos construímos uma relação que me torna melhor, me sustenta e me engrandece. Se alguém foi meu alicerce nesta pós-graduação, foi ela. Não foi um ciclo fácil, mas ela me levantou quando precisei e segue ao meu lado, ajudando a semear um futuro incrível. Com todo o afeto do mundo, obrigado!

Aos colegas de mestrado, Ana Paula, Felipe Nalesso, Vitor Marinho, Tuany Mendonça, Ítalo Spinelli, Luca Klein, Lucas Ribas, José Ronaldo, Thais Ribeiro, Deborah Lopes e tantos outros, meu sincero agradecimento. A jornada foi possível graças a vocês. Estendo esse agradecimento aos amigos que me acompanham desde a infância, o ensino médio e a faculdade.

Também agradeço aos colegas da Supermix Concreto – Sehila, Keylla, Sirlene, Raquel, Sérgio, Phillipe, Rafael e João Bosco – pelo acolhimento, convivência e ensinamentos. Aos colegas da Invest Minas, especialmente Ivan e Breno, pela parceria no momento mais importante da minha trajetória profissional.

Por fim, agradeço aos professores e pesquisadores que me estenderam a mão. Ao meu orientador, Mauro, pela confiança, exigência e envolvimento. Ao professor Leonardo Ribeiro, por viabilizar, generosamente, o desenvolvimento desta pesquisa. Aos professores Igor Viveiros e Luiz Renato Lima, por aceitarem compor a banca. À UFMG e ao Cedeplar, por acreditarem e investirem na formação de mais um economista.

RESUMO

Este trabalho investiga a influência da heterogeneidade das empresas brasileiras de capital aberto na transmissão do risco soberano para suas classificações de crédito. Utiliza-se uma base de dados em painel com os *ratings* dessas firmas entre 2014 e 2023. Inicialmente, são elaboradas matrizes de probabilidade de transição entre as categorias de classificação, a partir das quais se constroem séries temporais que mostram a probabilidade agregada de permanência em cada nível de risco. Tais séries indicam aumento da probabilidade de permanência em classificações mais baixas durante períodos de maior risco soberano. Em seguida, estimam-se modelos probit ordenados em painel para avaliar como características específicas das firmas influenciam a probabilidade de melhora ou deterioração do perfil de crédito em contextos de variação do risco soberano. Os resultados, confirmados por diferentes testes de robustez, indicam que empresas com maior liquidez apresentam menor probabilidade de rebaixamento de *rating* quando a economia é exposta a choques de risco soberano. Adicionalmente, observa-se que a liquidez ganhou proeminência como fator de mitigação da vulnerabilidade das condições de solvência no período posterior à pandemia de COVID-19.

Palavras-chave: heterogeneidade de firmas, liquidez, classificação de risco, risco de crédito, risco soberano.

ABSTRACT

This study investigates how firm-level heterogeneity among publicly traded Brazilian companies influences the transmission of sovereign risk to corporate credit ratings. Using a panel dataset covering the 2014–2023 period, the analysis begins with the construction of transition probability matrices across rating categories. These matrices are used to generate time series that capture the aggregate probability of firms being assigned to each credit risk level, revealing a higher likelihood of remaining in lower categories during periods of elevated sovereign risk. Subsequently, ordered probit panel models are estimated to assess how firm-specific characteristics shape the likelihood of rating upgrades or downgrades under different levels of sovereign risk. The findings, supported by a range of robustness checks, indicate that firms with greater liquidity face a lower probability of downgrades when sovereign risk increases. Furthermore, liquidity emerges as an even more critical factor in shielding firms from deterioration in creditworthiness in the post-COVID-19 period.

Keywords: firm heterogeneity, liquidity, credit rating, credit risk, sovereign risk.

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 01 – Comparação dos índices de precisão (AR) das abordagens de risco de crédito da <i>StarMine Analytics and Models</i>	20
FIGURA 02 – Evolução do percentual de empresas por perfil de crédito, 2014-2023.....	28
FIGURA 03 – Evolução diária do EMBI+ BR, 2010-2023.....	30
FIGURA A01 – Probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Excelente’.....	75
FIGURA A02 – Probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Alto’.....	76
FIGURA A03 – Probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Bom’.....	77
FIGURA A04 – Probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Especulativo’.....	78
FIGURA A05 – Probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Vulnerável’.....	79
FIGURA B01 – Setor de Bens Industriais: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Excelente’.....	80
FIGURA B02 – Setor de Bens Industriais: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Alto’.....	80
FIGURA B03 – Setor de Bens Industriais: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Bom’.....	81
FIGURA B04 – Setor de Bens Industriais: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Especulativo’.....	81
FIGURA B05 – Setor de Comunicações: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Excelente’.....	82
FIGURA B06 – Setor de Comunicações: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Alto’.....	82
FIGURA B07 – Setor de Comunicações: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Bom’.....	83
FIGURA B08 – Setor de Comunicações: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Especulativo’.....	83
FIGURA B09 – Setor de Consumo Cíclico: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Excelente’.....	84

FIGURA B10 – Setor de Consumo Cíclico: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Alto’	84
FIGURA B11 – Setor de Consumo Cíclico: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Bom’	85
FIGURA B12 – Setor de Consumo Cíclico: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Especulativo’	85
FIGURA B13 – Setor de Consumo Não-Cíclico: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Excelente’	86
FIGURA B14 – Setor de Consumo Não-Cíclico: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Alto’	86
FIGURA B15 – Setor de Consumo Não-Cíclico: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Bom’	87
FIGURA B16 – Setor de Consumo Não-Cíclico: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Especulativo’	87
FIGURA B17 – Setor de Financeiro: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Excelente’	88
FIGURA B18 – Setor de Financeiro: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Alto’	88
FIGURA B19 – Setor de Financeiro: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Bom’	89
FIGURA B20 – Setor de Financeiro: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Especulativo’	89
FIGURA B21 – Setor de Materiais Básicos: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Excelente’	90
FIGURA B22 – Setor de Materiais Básicos: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Alto’	90
FIGURA B23 – Setor de Materiais Básicos: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Bom’	91
FIGURA B24 – Setor de Materiais Básicos: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Especulativo’	91

FIGURA B25 – Setor de Petróleo, Gás e Biocombustíveis: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Excelente’	92
FIGURA B26 – Setor de Petróleo, Gás e Biocombustíveis: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Alto’	92
FIGURA B27 – Setor de Petróleo, Gás e Biocombustíveis: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Bom’	93
FIGURA B28 – Setor de Petróleo, Gás e Biocombustíveis: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Especulativo’	93
FIGURA B29 – Setor de Saúde: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Excelente’	94
FIGURA B30 – Setor de Saúde: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Alto’	94
FIGURA B31 – Setor de Saúde: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Bom’	95
FIGURA B32 – Setor de Saúde: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Especulativo’	95
FIGURA B33 – Setor de Tecnologia da Informação: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Excelente’	96
FIGURA B34 – Setor de Tecnologia da Informação: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Alto’	96
FIGURA B35 – Setor de Tecnologia da Informação: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Bom’	97
FIGURA B36 – Setor de Tecnologia da Informação: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Especulativo’	97
FIGURA B37 – Setor de Utilidade Pública: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Excelente’	98
FIGURA B38 – Setor de Utilidade Pública: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Alto’	98
FIGURA B39 – Setor de Utilidade Pública: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Bom’	99

FIGURA B40 – Setor de Utilidade Pública: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Especulativo’ 99

LISTA DE TABELAS

TABELA 01 – Correspondência entre probabilidade de calote e ratings de crédito no modelo CCR.....	21
TABELA 02 – Correspondência proposta entre as classificações de rating.....	23
TABELA 03 – Distribuição setorial das firmas analisadas.....	25
TABELA 04 – Matriz de probabilidade de transição mensal, média, 2014-2023.....	27
TABELA 05 – Evolução do percentual de empresas brasileiras em meses selecionados.....	29
TABELA 06 – Evolução do percentual de empresas brasileiras por perfil de crédito em setores e meses selecionados.....	38
TABELA 07 – Correspondência entre os setores econômicos e o conjunto de figuras descritivas das probabilidades de transição.....	42
TABELA 08 – Dimensões de características específicas às firmas.....	45
TABELA 09 – Dimensões macroeconômica.....	46
TABELA 10 – Distribuição setorial da amostra de firmas para modelo econométrico.....	47
TABELA 11 – Estatísticas descritivas das variáveis específicas às firmas.....	47
TABELA 12 – Dimensões de heterogeneidade por setores econômicos.....	49
TABELA 13 – Dimensões de Heterogeneidade (<i>Pooled</i>).....	56
TABELA 14 – Dimensões de Heterogeneidade (Efeitos Aleatórios).....	57
TABELA 15 – Vetores de heterogeneidade na transmissão do risco soberano (<i>Pooled</i>).....	60
TABELA 16 – Vetores de heterogeneidade na transmissão do risco soberano (Efeitos Aleatórios).....	62
TABELA 17 – Impacto da pandemia do COVID-19 nos vetores de transmissão do risco soberano.....	63
TABELA C01 – Descrição dos indicadores financeiros e contábeis das firmas.....	100
TABELA D01 – Dimensões de Heterogeneidade, Teste Robustez (StarMine Rating).....	101
TABELA D02 – Dimensões de Heterogeneidade, Teste Robustez (Agrupamento GI vs. GE).....	102

TABELA E01 – Vetores de heterogeneidade na transmissão do risco soberano, Teste Robustez (StarMine Rating).....	103
--	-----

TABELA E02 – Vetores de heterogeneidade na transmissão do risco soberano, Teste Robustez (Agrupamento GI vs. GE).....	104
--	-----

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	13
2. MODELO <i>COMBINE CREDIT RISK</i> (CCR)	19
2.1. Derivação da medida de <i>rating</i>	21
3. PERFIS DE CRÉDITO E TRANSIÇÕES.....	24
3.1. Classificações descontinuadas	25
3.2. Panorama do risco soberano e dos perfis de crédito	27
3.3. Heterogeneidade e probabilidades de transição	31
3.3.1. Caso geral	32
3.3.2. Avaliação setorial.....	35
4. BASE DE DADOS E O MODELO ECONOMETRICO.....	43
4.1. Informações das firmas e dados macroeconômicos.....	43
4.2. Dimensões de heterogeneidade	46
4.3. Probit ordenado multinomial.....	51
4.4. Modelo empírico	53
5. RESULTADOS.....	54
5.1. Heterogeneidade e risco de crédito	55
5.2. Transmissão do risco soberano	58
5.3. A pandemia do COVID-19	62
6. CONCLUSÕES	65
BIBLIOGRAFIA	67
APÊNDICE A	75
APÊNDICE B.....	80
APÊNDICE C	100
APÊNDICE D	101
APÊNDICE E.....	103

1. INTRODUÇÃO¹

Períodos de crescimento do risco soberano evidenciam a importância de incorporar a natureza multidimensional da heterogeneidade das firmas em análises empíricas. Arellano *et al.* (2017), por exemplo, ao investigarem a relação entre risco soberano e produto agregado, desenvolvem um modelo com firmas heterogêneas que incorpora o feedback bidirecional entre essas duas variáveis, mostrando que a resposta agregada da atividade econômica a um aumento no risco soberano depende do conjunto de distintas elasticidades ao nível da firma. Conforme destacado por Bernard *et al.* (2022), modelos que consideram apenas uma dimensão de heterogeneidade não conseguem representar adequadamente as diferenças estruturais entre empresas.

Mais recentemente, interpretando a pandemia de COVID-19 como um choque exógeno, diversos estudos passaram a investigar seus impactos assimétricos sobre o setor empresarial, incluindo efeitos sobre as probabilidades de falência (Cevik e Miryugin, 2021), restrições de liquidez e fluxo de caixa (Khan, 2022) e desempenho operacional (Athira *et al.*, 2024). Contudo, especificamente na literatura sobre heterogeneidade de firmas e mercado de crédito, ainda são escassas as análises que sistematizam mais de um episódio de aumento do risco soberano, para além da pandemia, com foco na investigação dos canais de transmissão para o risco de crédito das firmas.

Incorporar a heterogeneidade é particularmente relevante para a gestão de portfólios de crédito. Instituições financeiras precisam calibrar o risco de forma precisa ao conceder financiamento a empresas com perfis distintos, especialmente em cenários de elevada volatilidade econômica e financeira (Dietsch e Petey, 2004). Negligenciar essas diferenças resulta na subestimação das perdas esperadas em caso de calote, comprometendo a avaliação do risco (Hanson *et al.*, 2008). A pandemia reforçou essa percepção, ao afetar setores econômicos de maneira desigual e expor a necessidade de distinguir os tomadores segundo porte e qualidade financeira. Exemplo disso foi o setor de transporte nos Estados Unidos, mais impactado que os de telecomunicações e farmacêutico, sendo que as maiores taxas de calote foram registradas entre grandes corporações daquele setor (Koulouridi *et al.*, 2020).

Alinhado a essa discussão, este trabalho investiga como o risco soberano afeta o risco de crédito das firmas brasileiras de capital aberto, com ênfase nos vetores de heterogeneidade. A estratégia

¹ Durante a elaboração deste trabalho, foi utilizado o ChatGPT (modelo GPT-4o, desenvolvido pela OpenAI) exclusivamente para revisão textual, com foco na correção gramatical e no aprimoramento final da fluidez da escrita. Nenhuma parte da base de dados, da análise metodológica, da modelagem estatística ou da interpretação dos resultados foi gerada ou modificada com o uso dessa ferramenta.

empírica compreende dois exercícios complementares. O primeiro consiste na construção de matrizes de probabilidade de transição das classificações de crédito (*ratings*), utilizadas como medida representativa do risco. Essa abordagem, também adotada por Telg *et al.* (2023), permite mapear a evolução do perfil de solvência das firmas e identificar possíveis inflexões no comportamento do risco. Ao fragmentar a análise por setor, este estudo contribui para a literatura ao evidenciar diferenças na sensibilidade setorial ao aumento do risco macroeconômico doméstico.

O segundo exercício, por meio da aplicação de um modelo probit ordenado multinomial, investiga como características específicas das firmas influenciam a transmissão do risco soberano. Com base na literatura teórica e empírica, a análise considera cinco dimensões principais de heterogeneidade: tamanho, alavancagem, liquidez, idade e lucratividade. A principal contribuição deste estudo é identificar quais dessas dimensões exerceram papel ativo na propagação do risco soberano na economia brasileira entre 2014 e 2023, bem como a forma como cada uma delas afetou o perfil de crédito das empresas.

Literatura relacionada. No âmbito do risco de crédito, a heterogeneidade de firmas surge como elemento crucial para entender o acesso ao financiamento. O estudo de Stiglitz e Weiss (1981) se posta como um marco nessa literatura ao desenvolver um modelo de racionamento de crédito, destacando que, sob assimetria de informação, a definição da taxa de juros pelos bancos provoca dois efeitos. O primeiro é o efeito de seleção adversa, no qual a taxa de juros deveria filtrar clientes com maior probabilidade de inadimplência, o que nem sempre ocorre devido à dificuldade de identificar bons tomadores. O segundo é o efeito de incentivo, em que taxas mais altas incentivam a escolha de projetos mais arriscados, elevando o risco agregado dos tomadores e, em média, reduzindo a rentabilidade dos bancos. Apesar da contribuição seminal, o modelo assume empresas observacionalmente idênticas, não tratando explicitamente a heterogeneidade dos tomadores.

O trabalho de Pesaran *et al.* (2005) avançou nessa direção ao modelar a gestão de portfólios de crédito, considerando que bancos podem ajustar suas políticas de empréstimo entre indústrias – que podem ser mais ou menos pró-cíclicas – e entre países, de acordo com o grau de volatilidade econômica observado. Conduzindo simulações de perdas esperadas em portfólios, os autores demonstram que, à medida que se introduz maior heterogeneidade nos parâmetros em nível da firma, as perdas esperadas aumentam, enquanto as perdas inesperadas diminuem, evidenciando a importância de captar tais diferenças na avaliação do risco de crédito.

Complementarmente, Hanson *et al.* (2008) propuseram um modelo baseado em limites de calote (*default threshold*, em inglês), que englobam tanto informações tangíveis, como dados de balanço patrimonial, quanto intangíveis, como a qualidade da gestão, refletindo a distância da firma em relação ao calote. Esses limites também incorporam componentes aleatórios e sistemáticos de heterogeneidade, relacionados a fatores como setor de atuação e localização geográfica. Utilizando portfólios de firmas norte-americanas de capital aberto, com dados anuais entre 1997 e 2002, eles demonstram que ignorar a heterogeneidade nos limites de calote leva à subestimação das perdas esperadas e à superestimação do risco.

Concomitantemente à evolução teórica sobre heterogeneidade, parte da literatura empírica passou a focar na identificação dos fatores determinantes da probabilidade de calote (*probability of default*, *PD*, em inglês) das firmas, amplamente utilizada como *proxy* do risco de crédito. Utilizando dados financeiros das firmas e informações de mercado sobre títulos e ações, esses estudos buscaram capturar como variáveis macroeconômicas afetam a probabilidade de calote. Para estimá-la, distintas abordagens foram empregadas, baseadas na teoria de precificação por arbitragem (Clare e Priestley, 1998, apud Ross, 1976), em versões condicionais do CAPM (Bystrom, 2004; Tabak *et al.*, 2011), em modelos de forma reduzida (Berardi *et al.*, 2004), em derivações do modelo estrutural de Merton (1974) (Bystrom *et al.*, 2005) ou no uso de vetores de estados de Markov (Duffie *et al.*, 2007).

Clare e Priestley (1998) mostram que fatores macroeconômicos domésticos (mudanças na taxa de juros livre de risco, na produção industrial e na inflação) e internacionais (representados pelo índice MSCI – *Morgan Stanley Capital International*) atuaram como fontes sistemáticas de risco no mercado de Malásia. De forma complementar, Berardi *et al.* (2004) encontram que, em mercados emergentes, o *spread* de crédito, a taxa de juros e a taxa de câmbio afetam significativamente a probabilidade de calote. Analisando o setor bancário durante a crise asiática de 1997-1998, Bystrom (2004) identificou que governança de qualidade e elevados níveis de lei e ordem reduzem o risco de crédito, enquanto excesso de restrições regulatórias e alta intervenção estatal ampliavam a fragilidade bancária em momentos pré-crise.

No contexto brasileiro, Tabak *et al.* (2011) utilizam dados em painel de 30 setores econômicos entre 2000 e 2008 para demonstrar que o *spread* da taxa de juros e a taxa de câmbio são determinantes críticos da probabilidade de calote, com a sensibilidade ao ambiente macroeconômico variando entre setores – sendo o setor químico o mais exposto. Além dos fatores macroeconômicos, ao construírem uma rede de interligações entre setores baseada no risco de crédito, eles demonstram que a estrutura setorial brasileira é organizada em torno do

setor de Petróleo e Gás, evidenciando seu papel central na transmissão de risco. No entanto, o estudo não incorpora variáveis específicas às firmas, limitando a capacidade de capturar fontes de vulnerabilidade ao nível da empresa, que é uma lacuna abordada nesta dissertação.

Por sua vez, Bystrom *et al.* (2005) examinam como o tamanho e o desempenho das firmas influenciam seus níveis de risco. Focando em empresas tailandesas antes e depois da crise asiática da década de 1990, os autores concluem que firmas menores foram, na média, mais severamente afetadas. Adicionalmente, no contexto da crise investigada, argumentam que o risco de calote é predominantemente sistêmico e que a deterioração da credibilidade varia entre setores. Caso contrário, algumas firmas poderiam ser consistentemente mais recompensadas, independentemente do setor ou das condições macroeconômicas. Este resultado sugere que choques econômicos não produzem efeitos homogêneos sobre o risco de crédito e que a dinâmica de calote não pode ser generalizada a partir de um único episódio recessivo, dado que crises econômicas possuem origens, naturezas e canais de transmissão distintos.

Em consonância com essa interpretação, períodos de aumento do risco soberano configuram contextos propícios à avaliação da sensibilidade heterogênea das firmas diante da volatilidade macroeconômica. Investigando o contexto da crise da dívida soberana grega, Augustin *et al.* (2018) medem como o aumento do risco soberano afeta o risco de crédito de empresas não financeiras. Primeiro, identificam que, após o anúncio do primeiro pacote de resgate em 2010, considerado um choque exógeno, um aumento de 10% no risco soberano implicou, em média, um aumento de 1,1% no risco de crédito corporativo nos países europeus. Segundo, demonstram que esse efeito é mais pronunciado entre empresas com elevada participação estatal e maior dependência de financiamento bancário.

Utilizando dados de firmas italianas entre 2008 e 2015, Arellano *et al.* (2017) constataam que, durante a crise da dívida soberana italiana, empresas mais alavancadas se contraíram mais do que as menos alavancadas, especialmente em regiões onde os bancos estavam mais expostos à dívida pública. O estudo estima que um terço da diminuição do produto na economia italiana foi fruto do aumento do risco soberano. Esses resultados se inserem em uma literatura voltada a entender os mecanismos de transmissão do risco soberano às firmas. Exemplos são os trabalhos de Gennaioli *et al.* (2014) e Bottero *et al.* (2016), que exploram especificamente o papel do setor financeiro nesse processo, por meio da alteração dos padrões de empréstimo.

Sob esse escopo, a pandemia de COVID-19 também é compreendida como um episódio recente e singular de elevação do risco soberano, abrindo espaço para novas contribuições empíricas. Augustin *et al.* (2022) identificam, para uma amostra de 30 países desenvolvidos, uma relação

positiva entre a disseminação do vírus e o aumento do risco de *default* soberano, sugerindo que restrições fiscais limitaram a resiliência dos governos. Eichenbaum *et al.* (2021)² destacam a interação bidirecional entre decisões econômicas e a dinâmica da epidemia: escolhas como a redução do consumo e da oferta de trabalho mitigam a gravidade da pandemia, mas também amplificam a recessão gerada por ela. Como consequência, a pandemia provocaria efeitos simultâneos sobre oferta e demanda, ao mesmo tempo em que as autoridades governamentais enfrentariam um *trade-off* entre os impactos na saúde pública e a recessão de curto prazo, o que ilustra uma das singularidades do choque pandêmico.

A especificidade do choque pandêmico também se refletiu no ambiente macrofinanceiro e na dinâmica do risco de crédito. Von Allmen *et al.* (2020) argumentam que os riscos à estabilidade macrofinanceira dos países dependeriam de conjunturas domésticas e internacionais específicas, como a interdependência entre os bancos e o fiador de última instância, além do nível de dependência de financiamento externo. No mercado de crédito, segundo os autores, o choque exógeno da pandemia gerou um cenário de intermediação financeira fragilizada, crise global de liquidez e deterioração das posições de solvência e financiamento das instituições, exigindo adaptações na avaliação do risco de crédito. Koulouridi *et al.* (2020) complementam essas considerações, destacando que a crise da COVID-19 introduziu novas complexidades, ao acentuar a heterogeneidade do risco e provocar mudanças significativas na qualidade de crédito em níveis setoriais e subsetoriais, dificultando a distinção entre tomadores dentro de um mesmo segmento econômico.

Uma série de trabalhos empíricos foi desenvolvida para avaliar o impacto da pandemia sobre o desempenho das empresas, considerando que a sensibilidade ao choque varia ao nível da firma. Cevik e Miryugin (2021) mostram que empresas menores e mais jovens foram mais impactadas, enfrentando maiores probabilidades de falência. Athira *et al.* (2024) verificaram que empresas com maiores proporções de dívida de longo prazo e contas a receber foram mais vulneráveis, enquanto maiores reservas de caixa aumentaram a resiliência. Khan (2022), ao focar em pequenas e médias empresas, conclui que aquelas com histórico de restrição financeira anterior à pandemia apresentaram maior dificuldade de liquidez e acesso a crédito, intensificando sua fragilidade. Esses resultados empíricos reforçam a importância de se considerar múltiplas dimensões de heterogeneidade na avaliação dos efeitos econômicos de um choque.

² Os autores estendem o modelo canônico Suscetível-Infectado-Recuperado (SIR) de Kermack e McKendrick (1927) para analisar a interação entre decisões econômicas e a dinâmica de uma epidemia.

Em sua análise de crises, Yin *et al.* (2022) investigam como os padrões de memória de choques externos variam, destacando que reconhecer esses padrões é essencial para se utilizar de informações históricas na previsão da probabilidade de calote. Os pesquisadores concluem que choques oriundos do sistema econômico, tal qual a crise dos *subprimes*, tendem a produzir padrões de memória de longo prazo, enquanto o choque da pandemia de COVID-19, por sua vez, teria produzido padrões de curto prazo, explicando a elevada instabilidade observada nos mercados de crédito. Avaliando o impacto geral da pandemia, Telg *et al.* (2023) têm entendimento semelhante: a redução do produto causada pela pandemia foi abrupta e de curta duração, em contraste com as crises dos *subprimes* de 2008 e da bolha da internet no início do século XXI, caracterizadas por declínios mais graduais e de longa duração.

Essas evidências sugerem que considerar apenas um episódio de aumento do risco soberano pode ser insuficiente para avaliar sua transmissão às firmas. Por essa razão, o período amostral adotado nesta pesquisa se estende de janeiro de 2014 a dezembro de 2023. Essa delimitação permite incorporar integralmente o período da COVID-19, iniciado com a sua classificação como pandemia pela Organização Mundial da Saúde (OMS) em março de 2020 e encerrada em março de 2023 com a declaração do fim da Emergência de Saúde Pública de Importância Internacional (ESPII). Além disso, a amostra contempla o período da crise econômica enfrentada pelo Brasil entre 2014 e 2017, permitindo a análise comparativa de distintos choques.

Em síntese, com base em uma vasta literatura sobre heterogeneidade de firmas, estudos empíricos apontam que características específicas explicam variações na sensibilidade das empresas a choques externos. No entanto, persiste uma lacuna empírica, sobretudo no caso brasileiro: avaliar, a partir de mais de um episódio de estresse econômico, como o risco soberano é transmitido para as condições de solvência das firmas. Para conduzir esse exercício, este trabalho se baseia nos estudos de Deng e Liu (2024) e Bornstein e Martinez (2023). O primeiro avalia a resposta heterogênea do nível de investimento de firmas italianas à crise da dívida soberana enfrentada pelo país no período 2011-2013, enquanto o segundo examina como características financeiras das firmas influenciam sua decisão de saída do mercado durante recessões. Modelando choques externos a partir das variáveis de *spread* soberano e de taxa de desemprego, respectivamente, os estudos identificam que o impacto sobre as firmas é assimétrico, a depender de suas características pré-choque.

Organização. Além desta introdução, o trabalho está estruturado em cinco capítulos. O segundo capítulo apresenta a construção da variável de classificação de crédito (*rating*) e

explicita a metodologia utilizada para avaliar as matrizes de probabilidade de transição. O terceiro capítulo, com base nessa abordagem, traz uma análise descritiva do risco de crédito das empresas brasileiras de capital aberto, com ênfase no impacto setorial do choque pandêmico. O quarto capítulo apresenta a base de dados, discute as dimensões de heterogeneidade das firmas e descreve o modelo probit ordenado multinomial adotado para suprir a lacuna empírica identificada. O quinto capítulo expõe os resultados empíricos. Por fim, o sexto capítulo sintetiza as conclusões, destacando as contribuições empíricas e as limitações do estudo.

2. MODELO COMBINE CREDIT RISK (CCR)

Com o intuito de avaliar o impacto heterogêneo da pandemia de COVID-19 sobre o risco de crédito corporativo, é essencial definir, primeiramente, uma *proxy* para as condições de solvência. Neste estudo, utilizam-se os dados de *rating* disponibilizados pela LSEG Data & Analytics, cuja metodologia foi desenvolvida pela StarMine. O modelo adotado, denominado *StarMine Combined Credit Risk* (CCR), foi concebido como uma ferramenta para fornecer informações detalhadas sobre o risco de crédito de empresas. Com abrangência global, a metodologia foi lançada em 2013 pela Thomson Reuters, uma das principais provedoras mundiais de soluções em inteligência de mercado e tecnologia para o setor empresarial.

A modelagem do risco de crédito pode ser realizada por diversas metodologias, abrangendo desde técnicas baseadas estritamente na análise de índices contábeis – como testes de significância de índices (Beaver, 1966, 1968) e análises discriminantes (Altman, 1968) – até modelos com maior fundamentação teórica, como o de Merton (Merton, 1974). Para integrar as diversas metodologias, a StarMine desenvolveu o modelo CCR, que combina três abordagens:

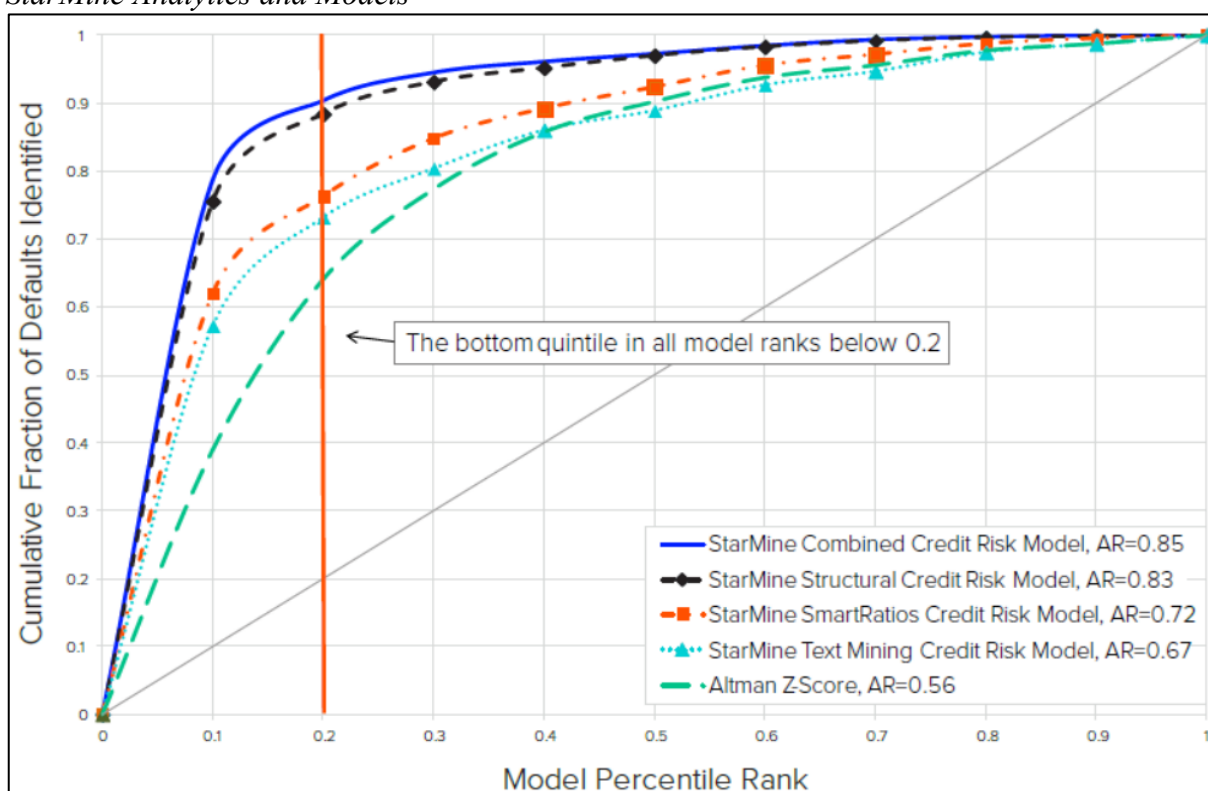
- (i) *StarMine Structural Credit Risk Model* (SCR): avalia o risco de crédito a partir de uma extensão do modelo estrutural de Merton, no qual o patrimônio líquido de uma empresa é modelado como uma opção de compra sobre seus ativos.
- (ii) *StarMine SmartRatios Credit Risk Model* (SRCR): baseia-se na análise de índices financeiros, incorporando tanto dados reportados quanto estimativas prospectivas.
- (iii) *StarMine Text Mining Credit Risk Model* (TMCR): utiliza técnicas de mineração de texto para identificar sinais de risco financeiro a partir de fontes como divulgações da agência de notícias Reuters, documentos corporativos, bases de dados de

transcrições de eventos corporativo-institucionais e relatórios de pesquisa de corretoras.

O desempenho do modelo CCR foi avaliado por Yan *et al.* (2014) por meio de Perfis de Precisão Cumulativa (CAP) e Índices de Precisão (AR). A medida AR (*accuracy ratio*, em inglês) mede a capacidade de um modelo em atribuir maior risco às empresas que efetivamente vão à falência. O objetivo dos autores é comparar as curvas CAP (e respectivos os índices de precisão) de cada um dos modelos (CCR, SCR, SRCR e TMCR) com a curva CAP do Z-Score de Altman (Altman, 1968), considerada referência para os modelos de risco de crédito. Essa análise comparativa está ilustrada na Figura 01.

Os resultados obtidos indicam que o modelo CCR tem melhor desempenho do que o Z-Score de Altman (e, também, dos modelos isolados de cada uma das abordagens), capturando 90,4% dos eventos de calote no quintil inferior da distribuição do *score*, interpretado como zona de risco de calote. Essa superioridade foi consistente em diferentes setores e regiões, reforçando a robustez do modelo para descrever o risco de crédito corporativo.

Figura 01 – Comparação dos índices de precisão (AR) das abordagens de risco de crédito da *StarMine Analytics and Models*



Nota: Comparação dos índices de precisão do modelo CCR, das abordagens individuais (SCR, SRCR, TMCR) e do Z-Score de Altman. Primeiro, calcula-se o *score* de risco para cada empresa da amostra, de acordo com o modelo em questão. Em seguida, seleciona-se o quintil inferior da distribuição desses *scores* (zona de risco de falência). O índice de precisão corresponde à porcentagem de empresas nesse quintil que, de fato, foram à falência. Para fins ilustrativos, o AR do modelo CCR foi de 90,4%, enquanto o do Z-Score de Altman foi de 64,1%.

Fonte: Yan *et al.* (2014).

2.1. Derivação da medida de *rating*

Para garantir robustez às análises econométricas, os exercícios conduzidos considerarão três diferentes estruturas de classificação de risco. Uma delas, e nosso ponto de partida, é a sugerida por Yan *et al.* (2014), que associa probabilidades de calote estimadas para os 12 meses subsequentes às escalas tradicionais de *rating* de crédito. A Tabela 01 apresenta, na primeira coluna, os intervalos sugeridos para as probabilidades de calote estimadas, divulgados pela StarMine e calculados pelo modelo CCR. Na segunda, encontra-se a proposta de classificação feita pelos autores, similar à escala de longo prazo Standard & Poor's (S&P), a fim de obter *ratings* expressos em letras. Para ilustrar, a primeira linha mostra que empresas com probabilidade de calote estimada entre 0% e 0,014% recebem a classificação AAA (Yan *et al.*, 2014).

Tabela 01 – Correspondência entre probabilidade de calote e *ratings* de crédito no modelo CCR.

Intervalo probabilidade de calote	Proposta de correspondência de <i>rating</i>
0% a 0,014%	AAA
0,014% a 0,020%	AA+
0,020% a 0,028%	AA
0,028% a 0,038%	AA-
0,038% a 0,052%	A+
0,052% a 0,069%	A
0,069% a 0,089%	A-
0,089% a 0,113%	BBB+
0,113% a 0,145%	BBB
0,145% a 0,190%	BBB-
0,190% a 0,255%	BB+
0,255% a 0,354%	BB
0,354% a 0,507%	BB-
0,507% a 0,757%	B+
0,757% a 1,153%	B
1,153% a 1,688%	B-
1,688% a 2,357%	CCC+
2,357% a 3,473%	CCC
3,473% a 5,596%	CCC-
5,596% a 100%	CC

Nota: A primeira coluna apresenta os intervalos das probabilidades de calote estimadas pelo modelo CCR; a segunda mostra a classificação de risco correspondente, conforme sugerido por Yan *et al.* (2014).

Fonte: Yan *et al.* (2014).

Apesar de Yan *et al.* (2014) terem mapeado as 20 classificações apresentadas na Tabela 01, este trabalho as reagrupa a fim de viabilizar uma quantidade maior de empresas em cada grupo, aumentando a robustez das análises descritivas e econométricas. Essa abordagem, inclusive,

está alinhada à metodologia de Telg *et al.* (2023), que agrupa diferentes *ratings* em três grandes categorias, a fim de também capturar movimentos estruturais entre firmas com perfis de crédito semelhantes. Os autores agregam as classificações em apenas três classes: *investment grade* (entre AAA a BBB-), *non-prime* (entre BB+ e C), *default* (*ratings* iguais a *default*, D, ou *default* estratégico, SD).

A Tabela 02 apresenta os agrupamentos adotados nesta pesquisa, com base na escala de longo prazo da *Standard & Poor's* (S&P), adotada em função de sua ampla utilização pelo mercado. Diferentemente da escala de curto prazo, geralmente aplicada a obrigações com vencimento inferior a 365 dias, a escala de longo prazo oferece uma avaliação mais abrangente da capacidade e da disposição dos tomadores em honrar seus compromissos financeiros. A escolha pela escala de longo prazo se justifica pelo objetivo deste trabalho de mensurar a solvência das firmas de forma abrangente, sem restringi-la às obrigações de curto prazo.

Assim, estabeleceu-se inicialmente uma correspondência *ad hoc* entre os *ratings* da StarMine (segunda coluna da Tabela 02) e aqueles de longo prazo adotados pela S&P (terceira coluna), para que, em sequência, fosse possível associar essas categorias às classificações amplas da própria S&P (quarta coluna): Grau de Investimento (*Investment Grade*, em inglês) e Grau Especulativo (*Speculative Grade*, em inglês). A categoria Grau de Investimento (GI) abrange os ratings de AAA a BBB, variando de capacidade extremamente forte de cumprimento das obrigações financeiras (AAA) até capacidade adequada, porém com maior sensibilidade a condições econômicas adversas (BBB). Já a categoria Grau Especulativo (GE) cobre os ratings de BB a D, iniciando com tomadores menos vulneráveis no curto prazo, mas expostos a incertezas relevantes (BB), passando por casos de vulnerabilidade mais acentuada e alta dependência de condições favoráveis na economia e nos negócios (CCC), até aqueles que já enfrentaram inadimplência ou tiveram falência decretada (D).

Com base nessa avaliação, este trabalho propõe um agrupamento próprio de categorias, apresentado na primeira coluna da Tabela 02. O perfil de qualidade de crédito ‘Excelente’ abrange tomadores com robusta capacidade de cumprir seus compromissos financeiros, correspondendo de AAA a AA- pela StarMine e de AAA a AA pela S&P. O perfil ‘Alto’ (A+ a A- pela StarMine e A pela S&P) se refere a casos em que essa capacidade permanece elevada, mas é suscetível a mudanças circunstanciais nas condições econômicas, enquanto o perfil ‘Bom’ (BBB+ a BBB- pela StarMine e BBB pela S&P) pressupõe maior sensibilidade a cenários adversos. No perfil ‘Especulativo’ (BB+ a B- pela StarMine e de BB a B pela S&P), os tomadores apresentam posição de vulnerabilidade, embora ainda mantenham capacidade de

honrar compromissos de curto prazo. Por fim, o perfil ‘Vulnerável’ (CCC+ a CC pela StarMine e de CCC a D pela S&P) caracteriza situações em que a solvência depende de conjunturas específicas da economia e dos negócios, sendo mais provável o descumprimento das obrigações financeiras do que seu cumprimento.

Tabela 02 – Correspondência proposta entre as classificações de *rating*.

Perfil de qualidade do crédito	StarMine Rating	S&P Longo Prazo	Escala de Credibilidade da S&P
Excelente	AAA	AAA	Grau de Investimento (GI)
Excelente	AA+	AA	Grau de Investimento (GI)
Excelente	AA	AA	Grau de Investimento (GI)
Excelente	AA-	AA	Grau de Investimento (GI)
Alto	A+	A	Grau de Investimento (GI)
Alto	A	A	Grau de Investimento (GI)
Alto	A-	A	Grau de Investimento (GI)
Bom	BBB+	BBB	Grau de Investimento (GI)
Bom	BBB	BBB	Grau de Investimento (GI)
Bom	BBB-	BBB	Grau de Investimento (GI)
Especulativo	BB+	BB	Grau Especulativo (GE)
Especulativo	BB	BB	Grau Especulativo (GE)
Especulativo	BB-	BB	Grau Especulativo (GE)
Especulativo	B+	B	Grau Especulativo (GE)
Especulativo	B	B	Grau Especulativo (GE)
Especulativo	B-	B	Grau Especulativo (GE)
Vulnerável	CCC+	CCC	Grau Especulativo (GE)
Vulnerável	CCC	CCC	Grau Especulativo (GE)
Vulnerável	CCC-	CCC	Grau Especulativo (GE)
Vulnerável	CC	CC, C e D	Grau Especulativo (GE)

Nota: A primeira coluna corresponde a classificação própria, a segunda corresponde aos *ratings* da StarMine, a terceira à classificação de longo prazo da S&P e a quarta à classificação ampla também da S&P (coluna 4).

Fonte: Elaboração própria a partir de *Standard & Poor's*.

Resumidamente, para o primeiro exercício de cálculo das matrizes de probabilidade de transição, utilizaremos o agrupamento dos perfis de crédito registrado na primeira coluna da Tabela 02. Já para as análises econométricas que serão conduzidas neste trabalho, serão usadas três variações da variável dependente: (i) os perfis de crédito com reagrupamento próprio, (ii) as 20 categorias da StarMine e (iii) a classificação binária entre Grau de Investimento e Grau Especulativo da S&P, correspondentes, respectivamente, às colunas 1, 2 e 4 da Tabela 02. Considerando a forma *ad hoc* com que essas correspondências foram estabelecidas, justificam-se os testes de robustez na execução dos exercícios econométricos.

3. PERFIS DE CRÉDITO E TRANSIÇÕES

As matrizes de probabilidade de transição utilizam dados de *rating* com frequência mensal, no período de janeiro de 2014 a dezembro de 2023. Foram incorporadas na amostra todas as empresas brasileiras de capital aberto para as quais foi possível obter informações de classificação de risco por meio da LSEG Data & Analytics, totalizando 302 empresas. Considera-se, para cada firma, o último *rating* disponível ao final de cada mês.

A Tabela 03 apresenta a distribuição setorial das empresas, de acordo com a classificação da B3. Três setores concentram aproximadamente 55% do total de empresas da amostra: Consumo Cíclico (24,5%), Financeiro (15,6%) e Bens Industriais (15,2%). O primeiro compreende firmas cujo desempenho está diretamente associado aos ciclos econômicos, como aquelas dos ramos de comércio, construção civil e turismo. O setor Financeiro, por sua vez, engloba bancos, seguradoras, corretoras e outras instituições que prestam serviços financeiros, patrimoniais e creditícios. Já o setor de Bens Industriais abrange empresas que produzem bens de capital e oferecem serviços voltados a outras indústrias. Esses três setores, portanto, representam a maior parte da amostra e refletem, de forma mais expressiva, a composição das empresas brasileiras de capital aberto.

Na sequência, observam-se setores com participação intermediária. O setor de Utilidade Pública representa 11,3% da amostra e inclui empresas que prestam serviços como fornecimento de eletricidade, água e saneamento. O setor de Consumo Não-Cíclico, com 8,3%, abrange a oferta de bens e serviços como produtos alimentícios e atividades agropecuárias. Já o setor de Materiais Básicos, que representa 7,9% das firmas, está relacionado à extração, processamento e distribuição de matérias-primas, como ocorre nas indústrias de mineração, siderurgia e madeira. Por fim, também se contabiliza os setores de Tecnologia da Informação (6,3%), Saúde (5,3%), Petróleo, Gás e Biocombustíveis (3,6%) e Comunicações (2,0%).

Tabela 03 – Distribuição setorial das firmas analisadas.

Setor Econômico	Número de Empresas	Distribuição Relativa
Bens Industriais	46	15,2%
Comunicações	6	2,0%
Consumo Cíclico	74	24,5%
Consumo Não-Cíclico	25	8,3%
Financeiro	47	15,6%
Materiais Básicos	24	7,9%
Petróleo, Gás e Biocombustíveis	11	3,6%
Saúde	16	5,3%
Tecnologia da Informação	19	6,3%
Utilidade Pública	34	11,3%

Fonte: Elaboração própria.

3.1. Classificações descontinuadas

Nickell *et al.* (2000) apontam que um dos desafios na estimativa de matrizes de transição é o tratamento das classificações descontinuadas (*withdrawn ratings*, em inglês), ou seja, períodos em que, na série de uma firma ou de um título, não há um *rating* atribuído. No caso de títulos, que são o foco do estudo dos autores, a retirada pode ocorrer, por exemplo, quando ele é resgatado e, portanto, deixa de existir na série temporal. Analisando as descontinuidades registradas na base da Moody's, Carty (1997) observa que apenas 13% dos casos de retirada de *rating* de empresas ocorreram sob circunstâncias possivelmente associadas à deterioração do perfil de crédito: em cerca de 9% dos casos, o motivo da retirada não foi especificado, enquanto em 4% ela decorreu da falta de informações suficientes para a devida classificação.

Essa evidência é relevante, pois, se os períodos de descontinuidade estiverem correlacionados com aumentos no risco de crédito, sua exclusão da amostra pode introduzir viés na estimação das matrizes de probabilidades de transição. Nessas circunstâncias, a omissão não seria aleatória e comprometeria a precisão dos resultados por deixar de captar episódios relevantes de deterioração na qualidade de crédito, incluindo calote. O ideal, portanto, é que as classificações descontinuadas representem uma parcela pequena da amostra e não estejam concentradas em faixas específicas de classificações de risco, o que caracterizaria um padrão sistemático a ser considerado. Avaliar a consistência e a distribuição dos dados antes da estimação torna-se, portanto, uma etapa essencial do processo.

Neste trabalho, definimos como classificações descontinuadas os períodos em que uma empresa não possui atribuição de *rating*, desde que existam observações com *rating* tanto antes quanto depois desse intervalo. Ressalta-se que a metodologia da StarMine deve ser capaz de calcular,

ao menos, um dos componentes avaliados (SCR, SRCR ou TMCR) para atribuir uma probabilidade de calote à firma e, consequentemente, uma classificação expressa em letras. A Tabela 04 apresenta a média mensal das probabilidades de transição entre os perfis de crédito propostos, com a primeira coluna indicando os agrupamentos de origem e a primeira linha representando os agrupamentos de destino. A sigla CD (classificação descontinuada), na última coluna, identifica os casos de ausência de atribuição de classificação.

Inicialmente, calcula-se a probabilidade de uma empresa migrar de um perfil de origem, em determinado mês, para um perfil de destino no mês seguinte. Esse procedimento é repetido ao longo de todos os meses da amostra, que se estende de janeiro de 2014 a dezembro de 2023. Em seguida, calcula-se a média mensal de cada transição, de forma que as probabilidades por linha somem 100%, refletindo todas as possibilidades de migração a partir de um determinado perfil. Por exemplo, no período amostral considerado, a probabilidade média de uma empresa brasileira de capital aberto permanecer no perfil ‘Excelente’ entre dois meses consecutivos foi de 88,56%.

Os resultados da Tabela 04 indicam que as frequências de descontinuidade são baixas. A menor probabilidade média de transição para CD foi observada no perfil ‘Alto’ (0,11%), enquanto a maior foi registrada no perfil ‘Vulnerável’ (0,59%). Os perfis ‘Excelente’, ‘Bom’ e ‘Especulativo’ apresentaram valores próximos, entre 0,25% e 0,27%. Embora o perfil mais baixo da escala apresente a maior taxa de descontinuidade, não se verifica um padrão crescente das probabilidades à medida que se avança para categorias de maior risco. Como exemplo, os perfis ‘Excelente’ e ‘Especulativo’ apresentaram probabilidades semelhantes.

Com base nessas evidências e em conformidade com os argumentos de Carty (1997) e Nickell *et al.* (2000), assumimos que essa baixa frequência de casos de classificações descontinuadas e a ausência de padrão sistemático nessa descontinuidade não comprometem as análises conduzidas neste estudo. Conforme sugerem os autores, nessas circunstâncias é possível desconsiderar tais casos da amostra sem prejuízo à robustez dos resultados.

Tabela 04 – Matriz de probabilidade de transição mensal, média, 2014-2023.

De \ Para	Excelente	Alto	Bom	Especulativo	Vulnerável	CD
Excelente	88,56%	10,65%	0,43%	0,09%	0,00%	0,27%
Alto	4,03%	86,57%	8,52%	0,77%	0,00%	0,11%
Bom	0,07%	8,33%	82,71%	8,65%	0,01%	0,25%
Especulativo	0,03%	0,33%	7,04%	90,65%	1,67%	0,27%
Vulnerável	0,00%	0,00%	0,00%	18,91%	80,59%	0,59%

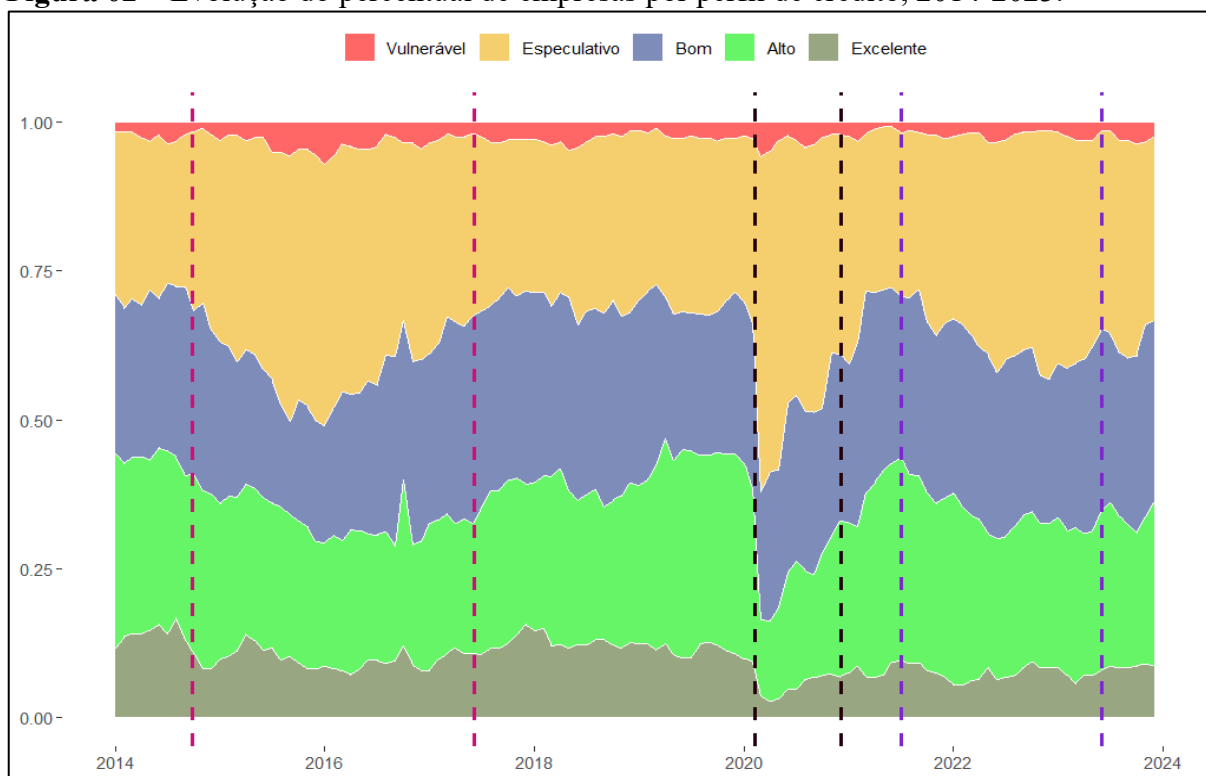
Notas: (i) As probabilidades correspondem à média mensal das transições entre perfis de crédito, calculadas com base nas mudanças observadas de um mês para o seguinte, no período de janeiro de 2014 a dezembro de 2023. (ii) A soma das probabilidades das linhas totaliza 100%, representando todas as transições possíveis a partir de um perfil de crédito. (iii) As letras ‘CD’ representam o status de classificação descontinuada.

Fonte: Elaboração própria.

3.2. Panorama do risco soberano e dos perfis de crédito

Com a questão das classificações descontinuadas contornada, o próximo passo, antes da análise das matrizes de transição, consiste em examinar a composição da amostra de firmas, com o intuito de compreender os ciclos de melhoria e deterioração dos riscos de crédito da economia brasileira. A Figura 02 ilustra a evolução da distribuição percentual das empresas em cada perfil de crédito ao longo do tempo, permitindo destacar dois aspectos centrais. Primeiro, observa-se um percentual significativo de empresas nos perfis ‘Excelente’, ‘Alto’, ‘Bom’ e ‘Especulativo’, o que garante robustez estatística às estimativas de transição entre esses grupos, dado o número de observações. Segundo, identificam-se três episódios distintos de deterioração no perfil médio de crédito da amostra: o primeiro, de natureza gradual, entre 2014 e 2016 (linhas pontilhadas em rosa); o segundo, mais vertiginoso, em 2020 (linhas pretas); e o terceiro, mais brando, entre 2021 e 2023 (linhas roxas).

Figura 02 – Evolução do percentual de empresas por perfil de crédito, 2014-2023.



Nota: Evolução da distribuição das empresas de capital aberto entre os cinco perfis de crédito. As linhas pontilhadas em rosa indicam o primeiro período de deterioração de 2014 a 2016; as linhas pontilhadas pretas marcam o segundo período, em 2020; e as linhas pontilhadas roxas representam o terceiro, de 2021 a 2023.

Fonte: Elaboração própria.

Com o intuito de dimensionar os três movimentos destacados na Figura 02, a Tabela 05 apresenta a evolução das proporções de firmas em meses selecionados. O primeiro deles, de deterioração gradual entre 2014 e 2016, foi marcado pela redução da participação no grupo ‘Alto’, que recuou de 30% em outubro de 2014 para 21% em janeiro de 2016, e no perfil ‘Bom’, que passou de 27% para 20% no mesmo período. Em sentido oposto, os grupos ‘Especulativo’ e ‘Vulnerável’ aumentaram suas participações de 30% para 44% e de 2% para 7%, respectivamente. A recuperação também foi lenta: os cinco perfis retornaram aos níveis de 2014 apenas no segundo semestre de 2017.

O segundo movimento, de deterioração vertiginosa, ocorreu com o choque da pandemia de COVID-19, entre fevereiro e março de 2020. Nesse intervalo, a distribuição das empresas entre os perfis ‘Excelente’, ‘Alto’, ‘Bom’, ‘Especulativo’ e ‘Vulnerável’ passou de 9%, 29%, 28%, 31% e 3% para 3%, 13%, 22%, 56% e 6%, respectivamente. Destaca-se o avanço expressivo do grupo ‘Especulativo’, que, embora já fosse o mais representativo, passou a concentrar mais da metade da amostra após a eclosão da crise. Em outubro do mesmo ano, observou-se certo recuo, com os percentuais ajustando-se para 7%, 21%, 24%, 46% e 2%, respectivamente.

Apesar da recuperação parcial, os níveis anteriores à pandemia ainda não haviam sido plenamente retomados.

Em julho de 2021, a distribuição das empresas entre os perfis de crédito já se aproximava dos níveis registrados antes da pandemia. O grupo ‘Alto’ passou a liderar a amostra, com 34% das firmas, ante os 29% de fevereiro de 2020, enquanto a participação no perfil ‘Especulativo’ recuou para 27%, quatro pontos percentuais abaixo do patamar pré-crise. Todavia, a partir desse ponto, entre julho de 2021 e julho de 2022, observou-se um novo movimento de deterioração no perfil médio das empresas, embora menos intenso e abrupto do que o ocorrido em 2020. As principais mudanças ocorreram nos grupos ‘Excelente’, ‘Alto’ e ‘Especulativo’. Nos dois primeiros, as proporções caíram de 10% para 6% e de 34% para 24%, respectivamente. Em sentido oposto, o perfil ‘Especulativo’ voltou a ganhar proeminência, atingindo 37% da amostra. Posteriormente, iniciou-se um processo de recomposição gradual e, ao final de 2023, os percentuais voltaram a se aproximar momentaneamente com os níveis observados em julho de 2021 e fevereiro de 2020.

Tabela 05 – Evolução do percentual de empresas brasileiras em meses selecionados.

Perfil	Out. 2014	Jan. 2016	Jul. 2017	Fev. 2020	Mar. 2020	Out. 2020	Jul. 2021	Jul. 2022	Nov. 2023
Excelente	11%	8%	11%	9%	3%	7%	10%	6%	9%
Alto	30%	21%	25%	29%	13%	21%	34%	24%	25%
Bom	27%	20%	33%	28%	22%	24%	27%	30%	32%
Especulativo	30%	44%	29%	31%	56%	46%	27%	37%	31%
Vulnerável	2%	7%	2%	3%	6%	2%	2%	3%	3%

Nota: Evolução da porcentagem de empresas em cada perfil de crédito. Em rosa, as probabilidades atreladas ao período de deterioração entre 2014 e 2026. Em preto, aquelas atreladas ao período de deterioração após início da pandemia do COVID-19. Em roxo, por fim, os percentuais associadas ao último período de deterioração.

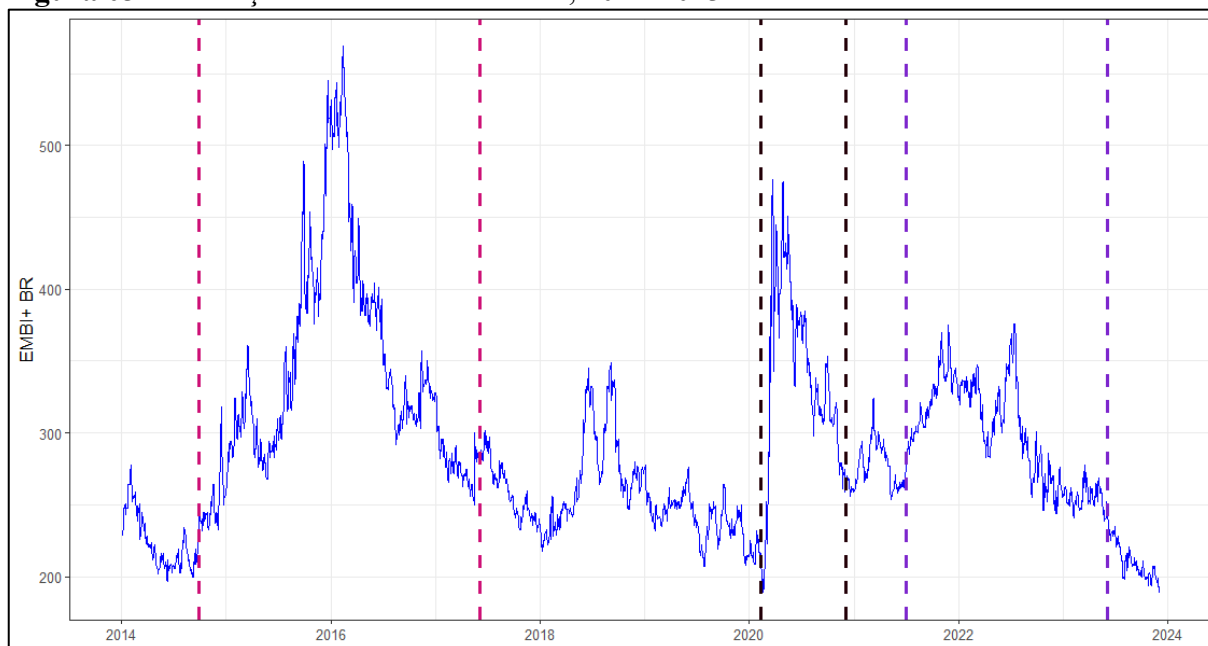
Fonte: Elaboração própria.

Esses resultados estão em consonância com a percepção de risco na economia brasileira, representada pelo EMBI+ Risco-Brasil. Esse índice mede a diferença, em pontos-base, entre o retorno dos títulos de dívida do Brasil e o retorno de títulos equivalentes emitidos pelo Tesouro dos Estados Unidos. A utilização do EMBI+ BR está alinhada com evidências que mostram que o risco-país se relaciona negativamente com a atividade econômica e positivamente com os juros básicos da economia brasileira (Ferreira e Valério, 2022), influenciando, portanto, a probabilidade de calote (Auel e Mendonça, 2011; Tavares *et al.*, 2013; Durigan *et al.*, 2018).

A Figura 03 apresenta a evolução dos valores diários desse indicador de risco soberano no período de janeiro de 2014 a dezembro de 2023. Nesse intervalo, também se destacam três momentos de aumento significativo na percepção de risco da economia brasileira: entre o final

de 2014 e o início de 2016, período crítico da recessão econômica que afetou o país; no início do segundo trimestre de 2020, com a eclosão da pandemia de COVID-19; e, a partir de julho de 2021, um novo movimento, ainda dentro do período pandêmico. Para fins de comparação, adotou-se o mesmo recorte dos ciclos de melhora e deterioração dos perfis de crédito ilustrados na Figura 02.

Figura 03 – Evolução diária do EMBI+ BR, 2014-2023.



Nota: Evolução da percepção de risco macroeconômico na economia brasileira, por meio do índice EMBI+ BR. As linhas pontilhadas em rosa destacam primeiro período de deterioração avaliado (2014 a 2016), enquanto as linhas pontilhadas pretas marcam o segundo período (em 2020) e as linhas pontilhadas roxas representam o terceiro (2021 a 2023).

Fonte: Elaboração própria.

É possível observar que, nos momentos em que há aumento da proporção de empresas no perfil ‘Especulativo’ e redução nos perfis ‘Excelente’, ‘Alto’ e ‘Bom’, verifica-se um crescimento no valor do EMBI+ BR. No intervalo de 18 meses, entre outubro de 2014 e janeiro de 2016, o índice saltou de 246 para 532 pontos-base, atingindo seu valor máximo na amostra (569) em 11 de fevereiro de 2016. Contudo, em comparação com o choque provocado pela pandemia de COVID-19, esse aumento foi mais gradual. O índice, que vinha em trajetória de queda desde setembro de 2018, quando registrava 345 pontos, alcançou 189 em 18 de fevereiro de 2020 – patamar não observado desde junho de 2014. No entanto, em pouco mais de um mês, o EMBI+ disparou para 476 pontos em 23 de março de 2020. Em outras palavras, o aumento da percepção de risco associado à pandemia foi mais abrupto e inesperado.

Apesar da intensidade do choque pandêmico, sua memória foi mais curta em comparação à recessão de 2014–2016. No início de novembro de 2020, o índice já havia recuado para valores próximos de 260 pontos-base. Essa diferença de comportamento pode ser atribuída à natureza

dos choques. Por um lado, a recessão iniciada em 2014 teve como fatores a fragilidade fiscal e o risco de insolvência das finanças públicas, decorrentes do esgotamento das políticas macroeconômicas até então adotadas (Barbosa Filho, 2017). Por outro, a recessão de 2020 foi provocada por um choque sanitário estritamente exógeno ao sistema econômico, caracterizando, portanto, uma memória de curto prazo (Yin *et al.*, 2022).

Ainda dentro do período amostral, identifica-se um novo episódio de elevação na percepção de risco, menos abrupto do que o observado em março de 2020, embora também menos gradual do que aquele registrado entre 2014 e 2016. Em 2 de junho de 2021, o índice marcava 252 pontos e, nos seis meses seguintes, apresentou crescimento expressivo, atingindo 375 pontos ao final de novembro de 2021. Apesar de ter recuado nos meses seguintes – alcançando 284 em abril de 2022 –, voltou a crescer, chegando a 376 em julho de 2023. Ou seja, entre o final de 2021 e meados de 2023, o índice permaneceu consistentemente acima de 280 pontos. Essa correspondência entre a movimentação do EMBI+ BR e os ciclos de melhora e deterioração nos perfis de crédito das empresas brasileiras de capital aberto confere respaldo à investigação dos canais de transmissão do risco soberano sobre as condições de solvência dessas firmas ao longo do período analisado.

3.3. Heterogeneidade e probabilidades de transição

Atestado que estamos lidando com momentos contundentes de aumento do risco soberano e que há impactos sobre os perfis de crédito das empresas brasileiras, podemos prosseguir com a análise das matrizes de probabilidade de transição de *rating*. Nickell *et al.* (2000) e Telg *et al.* (2023) utilizam tais matrizes para ilustrar dinâmicas de risco e ciclos de calote. Nickell *et al.* (2000) buscam compreender a volatilidade dessas probabilidades, investigando a heterogeneidade entre diferentes tipos de devedores e ao longo dos estágios dos ciclos econômicos. O estudo identifica que as variações se concentram em quatro dimensões principais:

- (i) *Ratings* baixos x *ratings* altos: à medida que as classificações de crédito declinam, a volatilidade aumenta. As probabilidades de permanência em um mesmo *rating* são estruturalmente maiores entre empresas com melhor qualidade de crédito.
- (ii) Setor industrial x setor bancário: em comparação ao setor industrial, a volatilidade é maior para devedores do setor bancário.

- (iii) Devedores norte-americanos x devedores estrangeiros: a volatilidade é menor entre devedores norte-americanos em relação aos devedores japoneses e britânicos.
- (iv) Picos, vales e período estáveis do ciclo econômico: na maioria das classificações, sejam elas altas ou baixas, a volatilidade é significativamente menor nos momentos de pico dos ciclos econômicos. Os autores destacam que as probabilidades de transição de *ratings* são mais sensíveis às flutuações dos ciclos econômicos do que às diferenças setoriais ou geográficas.

Telg *et al.* (2023), por sua vez, examinam o ciclo de calote (*default cycle*, em inglês) na economia norte-americana, avaliando o impacto da pandemia de COVID-19 sobre a dinâmica de transição de *ratings* das firmas não-financeiras. Após o início da pandemia, no primeiro semestre de 2020, observou-se um aumento acentuado nas probabilidades de transição de *investment grade* (IG) para *non-prime* (NP), e de *non-prime* para *default* (D). No entanto, esses níveis elevados não se mantiveram ao longo de 2020.

Isso sugere que, no ciclo de calote corporativo dos Estados Unidos, o choque pandêmico não resultou em um aumento estrutural, no médio prazo, da deterioração dos perfis de crédito das empresas. O horizonte avaliado pelos autores vai até setembro de 2021, o que indica que a baixa cobertura do período pós-pandêmico se configura como uma lacuna empírica do estudo, algo que também buscamos mitigar nesta dissertação ao estender a amostra até dezembro de 2023.

Com base nas contribuições desses trabalhos, os tópicos a seguir avaliarão a evolução das probabilidades de transição no caso brasileiro e, em seguida, apresentarão uma análise desagregada por setor econômico. A primeira abordagem visa identificar pontos de inflexão na dinâmica de transição de *ratings*. A segunda busca examinar se os impactos observados apresentam padrões distintos entre diferentes setores.

3.3.1. Caso geral

As Figuras A01–A05, apresentadas no Apêndice A, ilustram a evolução das probabilidades de transição entre perfis de crédito com base nos agrupamentos adotados. Cada painel representa uma das possíveis transições, assegurando que, em qualquer ponto no tempo, a soma das probabilidades entre as cinco classificações seja sempre igual a 100%. Assim como nas Figuras 02 e 03, os períodos de deterioração dos perfis de crédito são demarcados visualmente. No entanto, como o foco é identificar inflexões nas dinâmicas de transição, apenas os inícios desses períodos são destacados. Em cada quadrante das imagens do Apêndice A, a linha pontilhada

rosa indica o início do primeiro período de deterioração (outubro de 2014), a linha preta marca o início do segundo (março de 2020) e a linha roxa assinala o início do terceiro (julho de 2021).

A análise das figuras confirma que os três períodos avaliados apresentam dinâmicas distintas, com destaque para o choque associado à pandemia de COVID-19, que gerou impactos significativamente mais agudos sobre as trajetórias de transição de *ratings*. Esse efeito é particularmente evidente entre as empresas com perfil de crédito classificado, no mínimo, como bom. Em março de 2020, a probabilidade de permanência nos perfis 'Excelente', 'Alto' e 'Bom' caiu de patamares superiores a 80% para níveis inferiores a 35%. Na transição 'Excelente-Excelente', por exemplo, a probabilidade recuou de 91%, registrada em fevereiro, para 33% em março. Na transição 'Alto-Alto', a redução foi de 85% para 30%, enquanto na transição 'Bom-Bom', caiu de 87% para 24%. Em contrapartida, houve aumento expressivo nas probabilidades de rebaixamento para perfis inferiores.

No caso do período da crise econômica enfrentada pelo Brasil entre 2014 e 2017, observa-se que as probabilidades de permanência nos perfis de crédito, embora tenham diminuído, não atingiram os níveis observados após o choque da pandemia. Para o perfil 'Excelente', a probabilidade mínima registrada durante esse primeiro ciclo de deterioração foi de 71% em novembro de 2016. Nos perfis 'Alto' e 'Bom', no mesmo período, os pontos mais baixos ocorreram em novembro de 2016 e em agosto de 2015, com probabilidades de permanência de 59% e 63%, respectivamente. Considerando que o risco soberano cresceu de forma mais expressiva, ainda que gradual, entre outubro de 2014 e janeiro de 2016, nota-se que, apenas no perfil 'Bom', a queda na probabilidade de permanência coincidiu com a trajetória mais acentuada de alta do risco macroeconômico doméstico.

Não obstante, conforme mostrado na Figura 02, há ainda um episódio de elevação do risco soberano entre agosto e novembro de 2016, quando o EMBI+ BR subiu de 292 pontos-base (em 16 de agosto) para 357 (em 14 de novembro), mas esse movimento ocorreu depois de o índice ter recuado de seu pico, de 532 pontos, registrado em 11 de fevereiro de 2016. Esse conjunto de informações reforça a interpretação de que esse período de estresse econômico, por estar mais associado a mudanças no sistema econômico e não a um choque puramente exógeno, promoveu uma redistribuição gradual do risco de crédito entre as empresas, sem a ocorrência de rupturas abruptas. As evidências sugerem que, até então, somente o choque da pandemia foi capaz de provocar uma inflexão mais aguda nas probabilidades de migração de *rating*.

No caso dos rebaixamentos (*downgrade*, em inglês) a partir dos perfis 'Excelente' e 'Alto' (Figuras A01 e A02, respectivamente), o impacto inicial da pandemia se distribuiu entre os dois

níveis inferiores. A probabilidade de transição de 'Excelente' para 'Bom' passou de 0% para 29%, enquanto a transição de 'Alto' para 'Especulativo' saltou de 0% para 38%, superando, inclusive, os movimentos para os níveis imediatamente subsequentes: de 'Excelente' para 'Alto' (de 9% para 33%) e de 'Alto' para 'Bom' (de 14% para 30%). O fato de o rebaixamento não se concentrar nos níveis imediatamente inferiores foi inédito na série histórica. No caso da transição a partir do perfil 'Bom' (Figura A03), o rebaixamento se concentrou na categoria imediatamente inferior. A probabilidade de migração para o perfil 'Especulativo' aumentou de 12% para 75%, enquanto a transição direta para 'Vulnerável' permaneceu nula.

A análise do perfil 'Especulativo' (Figura A04) mostra que a pandemia teve impacto mais limitado sobre sua dinâmica de transição. Historicamente, empresas nesse grupo apresentavam elevada probabilidade de permanência, próxima a 90%. Em março de 2020, esse valor recuou para 79%, representando uma redução média de 11 pontos percentuais. Nesse mesmo mês, observou-se aumento nas chances tanto de melhora quanto de piora na classificação: a probabilidade de transição para 'Bom' subiu de 0% para 11%, enquanto a migração para 'Vulnerável' passou de 2% para 10%. A partir de abril, as probabilidades de rebaixamento voltaram a níveis residuais, próximos de 2%, enquanto as de elevação (*upgrade*, em inglês) para o perfil 'Bom' voltaram a alcançar patamares maiores, como entre maio e junho e entre outubro e novembro de 2020, quando atingiram 22% e 20%, respectivamente. Isso sugere que, nesse perfil, os movimentos de melhora foram mais frequentes do que os de deterioração, apesar de ambos serem estruturalmente menos representativos.

Conforme apresentado na Figura 02 e na Tabela 05, o perfil 'Vulnerável' é o menos representativo da amostra, o que torna a análise das transições a partir desse grupo mais complexa. Em decorrência disso, observa-se, na Figura A05, elevada volatilidade nas transições entre os perfis 'Especulativo' e 'Vulnerável'. De todo modo, é possível constatar impacto da pandemia sobre as transições de *rating*, com aumento relevante nas probabilidades de rebaixamento a partir dos perfis superiores. Esses achados estão alinhados à Tabela 05, que mostra o crescimento expressivo da participação relativa no perfil 'Especulativo' entre fevereiro e março de 2020.

Adiante, examina-se o comportamento das probabilidades de transição ao longo do restante do período pandêmico. No caso dos perfis 'Alto' e 'Bom', os movimentos acentuados de queda nas probabilidades de manutenção e de aumento nas de rebaixamento, observados em março de 2020, não voltaram a ocorrer com a mesma intensidade nos meses subsequentes. Ainda assim, para o perfil 'Alto', as transições para 'Bom' oscilaram entre 3% e 17%, com média de 9% e

desvio padrão de 0,05 após abril de 2020. Em sentido oposto, as elevações para 'Excelente' variaram entre 1% e 13%, com média de 4% e desvio de 0,03. Esses resultados sinalizam uma maior propensão ao rebaixamento do que à elevação a partir desse agrupamento.

No perfil 'Bom', ao longo do restante de 2020, ainda se observou um leve aumento nas probabilidades de melhoria para 'Alto', com média de 12% e desvio padrão de 0,07. Entretanto, após 2021, essa média recuou para 9%, com desvio de 0,04, indicando redução da volatilidade. Em contrapartida, a transição para o perfil 'Especulativo' apresentou média de 6% (desvio de 0,04) até o final de 2020, subindo para 8% (desvio de 0,05) nos períodos seguintes. Ainda que, nesse segundo intervalo, as médias de elevação e rebaixamento tenham se aproximado, com diferença de apenas um ponto percentual, a tendência predominante continua sendo de elevação.

Para o perfil 'Excelente', a probabilidade de manutenção apresentou novas reduções pontuais, embora nunca inferiores a 70%, mantendo-se distante do patamar de 33% registrado em março de 2020. As probabilidades de rebaixamento na transição 'Excelente-Alto' voltaram a crescer em alguns momentos, como em outubro de 2021 (22%), junho de 2022 (24%) e março de 2023 (33%). Esses valores são próximos aos observados no início da pandemia, com registros de 33% em março e maio de 2020, e 38% em abril de 2020. No entanto, trata-se de episódios isolados, sem configurar um movimento contínuo. A média da transição 'Excelente-Alto' após março de 2020 foi de 12%, com desvio padrão de 0,10, evidenciando elevada volatilidade.

No caso do perfil 'Especulativo', observaram-se diversos episódios de elevação para 'Bom', sobretudo no primeiro semestre de 2021: 12% em fevereiro, 28% em março, 10% em abril e novamente 12% em maio. Por outro lado, os rebaixamentos a partir do perfil 'Especulativo' permaneceram pouco frequentes. Em março de 2020, a probabilidade chegou a 10%, mas, entre abril daquele ano e o final da amostra, a média foi de apenas 1,2%, com desvio padrão de 0,01. Nesse contexto, destaca-se a estabilidade da probabilidade de manutenção. Ela foi pouco impactada pela eclosão da pandemia, com 79% em março de 2020, e manteve-se na média de 91% no restante do período, com desvio padrão de 0,06. Em suma, os resultados apontam que, no caso do terceiro ciclo de deterioração, iniciado após julho de 2021, também não foram observadas inflexões significativas na dinâmica de transição de *rating*.

3.3.2. Avaliação setorial

Duas ressalvas são importantes nesta análise. Em primeiro lugar, o tamanho da amostra por setor afeta diretamente o cálculo das probabilidades de transição. Esse efeito é especialmente

perceptível nos setores de Comunicações, Petróleo, Gás e Biocombustíveis, Saúde e Tecnologia da Informação, nos quais as porcentagens, cujos valores se repetem com frequência, alternam constantemente entre os perfis de crédito, refletindo a sensibilidade a variações pontuais em amostras reduzidas. Em segundo lugar, a concentração de empresas em determinados perfis limita a ocorrência de transições para agrupamentos menos representativos. Para mitigar essas limitações e destacar previamente os perfis mais relevantes, foi construída a Tabela 06, organizada de forma análoga à Tabela 05, com os resultados dispostos por setor. Os perfis de crédito mais proeminentes, em cada ponto no tempo, estão destacados em vermelho³.

No setor de Bens Industriais, o perfil 'Especulativo' predominou durante a maior parte do período analisado, com participações variando entre 28% e 61%. Durante o primeiro ciclo de deterioração, observa-se que a participação do perfil 'Vulnerável' passou de 3%, em outubro de 2014, para 19% em janeiro de 2016. Esse valor representa o máximo observado para esse perfil no setor ao longo do período avaliado. Com o choque da pandemia, houve uma intensificação na concentração do grupo 'Especulativo'. Entre fevereiro e março de 2020, a participação nesse perfil saltou de 37% para 61%, mantendo-se em nível elevado até outubro do mesmo ano, com 53%. A partir de 2022, nota-se maior equilíbrio na distribuição de risco, com os perfis 'Alto' e 'Bom' ganhando representatividade e alcançando, respectivamente, 22% e 30% em novembro de 2023. Ao final da amostra, o grupo 'Especulativo' registrava uma participação oito pontos percentuais inferior à observada em julho de 2021, início do terceiro ciclo de deterioração do crédito corporativo. Em termos de intensidade, os dados sugerem que a crise econômica de 2014 a 2017 teve impacto mais severo em parte das empresas do setor, rebaixando-as ao perfil 'Vulnerável', enquanto a pandemia elevou o risco de forma mais distribuída no perfil 'Especulativo', embora com efeitos concentrados no curtíssimo prazo.

Comportamento semelhante é observado no setor de Consumo Cíclico, onde o percentual de empresas no perfil 'Especulativo' oscilou entre 33% e 69%. No primeiro ciclo, a deterioração também parece ter sido mais intensa, já que a participação do perfil 'Especulativo' aumentou de 29% para 50%, enquanto o perfil 'Alto', que era o mais representativo em outubro de 2014, com 39%, caiu para 15% em janeiro de 2016. Durante a pandemia, novamente se observa deterioração direcionada ao perfil 'Especulativo', cuja participação saltou de 37% para 69% entre fevereiro e março de 2020. Entretanto, é importante notar que, mesmo antes do choque, esse já era o grupo mais representativo. Em novembro de 2023, o percentual de empresas no

³ Quando dois perfis registram a mesma participação e ocupam conjuntamente a posição de maior destaque, ambos são destacados em amarelo.

perfil 'Bom' chegou a 32%, um avanço de 12 pontos percentuais em relação a julho de 2021, início do terceiro ciclo. Ainda assim, o perfil 'Especulativo' seguiu como o mais representativo, diferentemente do setor de Bens Industriais, onde o grupo 'Bom' assumiu a liderança. Assim, não se observa uma redistribuição significativa do risco após o terceiro ciclo, o que indica que o setor de Consumo Cíclico ainda não havia se recuperado integralmente dos efeitos da pandemia até o fim de 2023.

No setor de Materiais Básicos, os dois primeiros ciclos também foram mais intensos. Entre outubro de 2014 e janeiro de 2016, as participações dos perfis 'Especulativo' e 'Vulnerável' passaram de 43% e 0% para 57% e 10%, respectivamente, enquanto o perfil 'Bom' recuou de 29% para 19%. O impacto da pandemia, no entanto, foi ainda mais expressivo. Entre fevereiro e março de 2020, os perfis 'Especulativo' e 'Vulnerável' avançaram de 41% e 5% para 68% e 14%, respectivamente, ao passo que os perfis 'Alto' e 'Bom' recuaram de 27% e 23% para 9% cada. O grupo 'Especulativo' permaneceu dominante até o final do segundo ciclo, mas, a partir de então, o perfil 'Alto' passou a liderar, encerrando o período com 42% de participação, o que representa um aumento de 15 pontos percentuais desde julho de 2021. Esse resultado aponta para uma recuperação mais consistente da qualidade de crédito no setor, em comparação com os segmentos de Bens Industriais e Consumo Cíclico.

No setor de Consumo Não-Cíclico, observa-se alternância entre os perfis mais representativos ao longo dos ciclos. No primeiro, a distribuição de risco permaneceu relativamente equilibrada. Não obstante, observamos a redução da participação do perfil 'Excelente' de 20%, em outubro de 2014, para 7% em janeiro de 2016, e o perfil 'Especulativo', que dividia o posto de mais proeminente com o perfil 'Bom' no início do ciclo (33% de participação para cada), passar a ser o mais representativo de forma isolada em janeiro de 2016 (40%). Após a eclosão da pandemia, a participação no grupo 'Especulativo' saltou de 28% para 56%, consolidando sua dominância durante o segundo ciclo. Contudo, a partir desse ponto, o perfil 'Bom' passou a crescer gradualmente, alcançando 43% em outubro de 2021 e mantendo esse patamar até o final da amostra. Em novembro de 2023, os dados indicam melhora no nível de risco: o grupo 'Especulativo' encerrou o período com 23% de participação, redução de 10 pontos percentuais em relação a outubro de 2014. Por sua vez, os perfis 'Alto' e 'Bom' evoluíram de 13% e 33% para 27% e 42%, respectivamente, reforçando esse processo de recuperação.

O setor Financeiro apresentou trajetória semelhante à do Consumo Não-Cíclico, com a diferença de que o perfil 'Especulativo' já era o mais representativo antes da pandemia, com 31%, frente a 29% no perfil 'Alto' e 26% no 'Bom'. Em novembro de 2023, os grupos 'Alto' e

'Bom' passaram a liderar, com 30% e 34%, o que representa aumentos de 16 e 15 pontos percentuais em relação aos níveis registrados no início da pandemia. Em contrapartida, o perfil 'Especulativo', que havia alcançado 57% em março de 2020, encerrou o período amostral com 28%, uma queda de quase 30 pontos percentuais. Esse resultado sugere melhora significativa no risco de crédito do setor após o choque sanitário. Assim como em Bens Industriais, ao final da amostra observa-se uma distribuição mais equilibrada, com leve predomínio do perfil 'Bom'.

O setor de Utilidade Pública, por sua vez, apresentou alterações mais moderadas na composição de risco após a pandemia. O principal movimento de deterioração partiu do perfil 'Alto', que tinha 32% de participação em fevereiro de 2020 e foi para 14% em março de 2020. Também entre esses dois meses, o perfil 'Bom' passou de 39% para 43%, enquanto o grupo 'Especulativo' subiu de 18% para 29%. Apesar de o crescimento, em pontos percentuais, ser maior para o perfil 'Especulativo', ele não chegou a liderar, ao contrário do que ocorreu em outros setores. Entre os meses selecionados, o perfil 'Especulativo' foi majoritário apenas em janeiro de 2016, durante ponto crítico do primeiro ciclo de deterioração, que parece ter afetado mais o setor do que a própria pandemia. Desde então, os perfis 'Alto' e, sobretudo, 'Bom' assumiram papel dominante, com destaque para os 53% registrados em julho de 2021 no grupo 'Alto' e os 41% observados em novembro de 2023 no grupo 'Bom'.

Tabela 06 – Evolução do percentual de empresas brasileiras por perfil de crédito em setores e meses selecionados.

Setor Econômico	Perfil	Out. 2014	Jan. 2016	Jul. 2017	Fev. 2020	Mar. 2020	Out. 2020	Jul. 2021	Jul. 2022	Nov. 2023
Bens Industriais	Excelente	13%	0%	9%	5%	3%	15%	11%	7%	15%
	Alto	19%	22%	14%	29%	13%	10%	24%	28%	22%
	Bom	25%	25%	34%	26%	16%	20%	29%	22%	30%
	Especulativo	41%	34%	43%	37%	61%	53%	36%	39%	28%
	Vulnerável	3%	19%	0%	3%	8%	3%	0%	4%	4%
Comunicações	Excelente	0%	0%	33%	33%	33%	33%	25%	0%	17%
	Alto	67%	0%	33%	33%	33%	33%	25%	67%	17%
	Bom	0%	67%	0%	0%	0%	0%	25%	0%	50%
	Especulativo	33%	0%	33%	33%	0%	33%	0%	33%	0%
	Vulnerável	0%	33%	0%	0%	33%	0%	25%	0%	17%
Consumo Cíclico	Excelente	8%	15%	8%	9%	0%	3%	5%	8%	8%
	Alto	39%	15%	29%	31%	11%	19%	30%	11%	12%
	Bom	22%	15%	29%	20%	17%	21%	20%	27%	32%
	Especulativo	29%	50%	33%	37%	69%	52%	41%	45%	44%
	Vulnerável	2%	6%	2%	2%	4%	5%	4%	8%	4%
Consumo Não-Cíclico	Excelente	20%	7%	6%	6%	0%	0%	13%	12%	8%
	Alto	13%	27%	31%	17%	11%	16%	26%	12%	27%
	Bom	33%	27%	38%	50%	33%	37%	43%	40%	42%

	Especulativo	33%	40%	25%	28%	56%	47%	17%	36%	23%
	Vulnerável	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
Financeiro	Excelente	9%	17%	14%	14%	10%	7%	11%	6%	9%
	Alto	37%	22%	25%	29%	14%	21%	33%	26%	30%
	Bom	37%	22%	39%	26%	19%	21%	33%	36%	34%
	Especulativo	17%	36%	22%	31%	57%	50%	22%	32%	28%
	Vulnerável	0%	3%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
Materiais Básicos	Excelente	10%	0%	5%	5%	0%	9%	5%	4%	8%
	Alto	19%	14%	14%	27%	9%	27%	50%	39%	42%
	Bom	29%	19%	33%	23%	9%	18%	14%	39%	21%
	Especulativo	43%	57%	43%	41%	68%	45%	32%	17%	25%
	Vulnerável	0%	10%	5%	5%	14%	0%	0%	0%	4%
Petróleo, Gás e Biocombust.	Excelente	0%	0%	17%	14%	0%	0%	0%	0%	0%
	Alto	33%	0%	33%	14%	0%	0%	30%	18%	36%
	Bom	0%	33%	33%	43%	14%	38%	50%	36%	27%
	Especulativo	50%	50%	0%	14%	71%	50%	20%	45%	27%
	Vulnerável	17%	17%	17%	14%	14%	13%	0%	0%	9%
Saúde	Excelente	40%	17%	43%	25%	0%	0%	14%	0%	6%
	Alto	40%	67%	14%	50%	13%	44%	36%	25%	25%
	Bom	20%	17%	43%	13%	50%	22%	36%	38%	31%
	Especulativo	0%	0%	0%	13%	38%	33%	14%	38%	38%
	Vulnerável	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
Tecnologia da Informação	Excelente	0%	0%	0%	0%	0%	14%	29%	5%	11%
	Alto	33%	33%	60%	40%	33%	29%	36%	37%	26%
	Bom	67%	0%	40%	40%	17%	0%	29%	16%	21%
	Especulativo	0%	67%	0%	20%	50%	57%	7%	42%	42%
	Vulnerável	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
Utilidade Pública	Excelente	13%	4%	7%	4%	4%	7%	6%	9%	6%
	Alto	29%	26%	28%	32%	14%	27%	53%	30%	29%
	Bom	29%	11%	31%	39%	43%	43%	19%	30%	41%
	Especulativo	29%	59%	28%	18%	29%	20%	19%	27%	18%
	Vulnerável	0%	0%	7%	7%	11%	3%	3%	3%	6%

Notas: (i) A tabela apresenta a distribuição das empresas, por setor econômico, entre os perfis de crédito, em meses selecionados. (ii) Em vermelho, está destacado o perfil mais proeminente em cada ponto no tempo para cada setor. (iii) Quando dois perfis registram a mesma participação e ocupam conjuntamente a posição de maior destaque, ambos são destacados em amarelo. (iv) Nos casos em que mais de dois perfis compartilham esse posto, nenhum deles é assinalado com cor.

Fonte: Elaboração própria.

Os resultados discutidos reforçam a existência de heterogeneidade setorial na aferição do risco de crédito, indicando que os segmentos reagiram de forma distinta ao longo dos três ciclos de deterioração. Alguns setores foram mais afetados pela crise econômica entre 2014 e 2017, outros sentiram mais os efeitos da pandemia, enquanto alguns apresentaram sinais mais claros de recuperação após o terceiro ciclo. Bens Industriais, Consumo Não-Cíclico e Financeiro, por exemplo, exibiram uma distribuição mais equilibrada entre os perfis de crédito ao final da amostra, com destaque para o perfil 'Bom'. No setor de Materiais Básicos, o perfil mais

representativo passou a ser o 'Alto'. Já em Consumo Cíclico, o perfil 'Especulativo' seguiu como predominante, revelando um risco estruturalmente mais elevado entre as empresas do setor.

No caso específico da pandemia, que gerou, em nível nacional, a inflexão mais aguda nas trajetórias de transição de *rating* – culminando no aumento generalizado da participação do perfil 'Especulativo' –, o maior avanço na representatividade desse perfil foi observado no setor de Consumo Cíclico, com incremento de 32 pontos percentuais entre fevereiro e março de 2020. Em seguida, destacam-se os setores de Consumo Não-Cíclico (28 p.p.), Materiais Básicos (27 p.p.), Financeiro (26 p.p.) e Bens Industriais (24 p.p.). Em contrapartida, o acréscimo registrado no setor de Utilidade Pública foi de apenas 11 pontos percentuais.

Em relação aos setores de Comunicações, Petróleo, Saúde e Tecnologia da Informação, a distribuição dos percentuais indica que a baixa amostragem compromete a avaliação do nível de risco de crédito. No caso de Comunicações, por exemplo, observa-se, entre os meses selecionados, a recorrência de valores como 0%, 25%, 33% e 67%, o que é compatível com uma amostra reduzida. Para o setor de Petróleo, Gás e Biocombustíveis, a diversidade de valores aumenta após o início da pandemia. Antes de março de 2020, percentuais como 14%, 17% e 50% ocorriam repetidamente. Nesse grupo, a pequena base amostral faz com que alterações em poucas observações já influenciem a composição dos perfis predominantes. Um exemplo disso é observado ao longo do terceiro ciclo de deterioração, quando a liderança alternou entre três perfis distintos ('Alto', 'Bom' e 'Especulativo'), sendo que a variação no número absoluto de empresas entre eles correspondia a apenas uma ou duas unidades, o que impede uma avaliação consistente de tendências.

Para o setor de Saúde, já é possível extrair algumas percepções, embora a amostra relativamente baixa limite a análise ao longo de todo o período. Em quatro dos nove meses selecionados (outubro de 2014, julho de 2016, julho de 2021 e julho de 2022), dois perfis de crédito compartilharam o posto de mais proeminente. Apesar disso, observa-se uma deterioração gradual do perfil de crédito. No início da série, o grupo 'Excelente' alternava com o 'Alto' na liderança. Posteriormente, este passou a se alternar com o perfil 'Bom' até julho de 2022, quando o agrupamento 'Especulativo' assumiu a posição dominante. A pandemia chegou a elevar significativamente a participação deste último (de 13% para 38%), mas, já em outubro de 2020, o perfil 'Alto' registrava 44%, próximo dos 50% observados em fevereiro de 2020, e a participação do 'Especulativo' havia recuado para 33%.

Por fim, no setor de Tecnologia da Informação, os percentuais entre os perfis ao longo do tempo não apresentaram grandes discrepâncias, e a liderança também variava. Entretanto, após a

eclosão da pandemia, o perfil 'Especulativo' passou a ser o mais representativo, com exceção de julho de 2021, quando sua participação caiu para 7%. Esse dado indica uma melhora temporária entre o segundo e o terceiro ciclos de deterioração, momento em que os perfis 'Excelente', 'Alto' e 'Bom' registraram percentuais elevados e próximos (29%, 36% e 29%, respectivamente). Em seguida, no entanto, o setor voltou a sofrer com o agravamento do risco de crédito.

Compreendida a evolução dos perfis setoriais do risco de crédito, podemos seguir com a avaliação das probabilidades de transição. A Tabela 07 apresenta a correspondência entre as Figuras B01–B40, incluídas no Apêndice B, e os setores econômicos, conforme a classificação da B3 para empresas de capital aberto listadas. Esse conjunto de 40 figuras detalha a evolução das probabilidades de transição entre os cinco perfis de crédito para os respectivos setores. Especificamente para a análise setorial, as transições para o perfil 'Vulnerável' foram desconsideradas na apresentação gráfica, embora tenham sido calculadas. Devido à sua baixa representatividade na amostra, tais transições eram raras e, na maioria dos setores e períodos analisados, assumiram valor zero, não agregando informação relevante à visualização.

O objetivo principal desta investigação é evidenciar diferenças setoriais na magnitude da inflexão gerada pela eclosão da pandemia, em março de 2020, conforme visto nas Figuras A01–A05. Entretanto, a limitação decorrente da baixa representatividade amostral em alguns setores adquire novos contornos neste ponto da análise. Se anteriormente essa restrição se concentrava em setores com participação muito reduzida, como Comunicações, Petróleo e Tecnologia da Informação, agora, ao segmentar a amostra setorial por perfil de crédito, surgem agrupamentos com número insuficiente de observações, o que compromete a avaliação da evolução das probabilidades de transição.

Um exemplo claro é o setor de Materiais Básicos (Figuras B26–B29), que anteriormente permitia uma leitura consistente da distribuição percentual por perfil, mas que apresenta forte oscilação nas probabilidades, mesmo entre os grupos com maior número de empresas, como 'Alto', 'Bom' e 'Especulativo'. Ainda assim, nos setores com maior base amostral, os resultados continuam reforçando a evidência de heterogeneidade no risco de crédito. Para futuras pesquisas, contudo, reconhece-se que o incremento amostral pode ampliar a robustez das conclusões aqui apresentadas.

Tabela 07 – Correspondência entre os setores econômicos e o conjunto de figuras descritivas das probabilidades de transição.

Setor Econômico	Intervalo de Figuras
Bens Industriais	B01–B04
Comunicações	B05–B08
Consumo Cíclico	B09–B12
Consumo Não-Cíclico	B13–B16
Financeiro	B17–B20
Materiais Básicos	B21–B24
Petróleo, Gás e Biocombustíveis	B25–B28
Saúde	B29–B32
Tecnologia da Informação	B33–B36
Utilidade Pública	B37–B40

Fonte: Elaboração própria.

Relativamente ao setor de Consumo Não-Cíclico, a probabilidade de uma empresa se manter no perfil 'Excelente' caiu para 0% em março de 2020 e permaneceu nesse nível até março de 2021. Nesse intervalo, não houve empresas classificadas com esse perfil de crédito, tal qual apontado na Tabela 06, sendo a retomada observada apenas no início de 2021. Em Consumo Cíclico, a queda também foi imediata após o choque, mas a recuperação ocorreu de forma mais rápida, com a saída do patamar nulo já em junho de 2020. Nesse aspecto, ambos os setores se diferenciam dos demais. Ainda em Consumo Cíclico, a probabilidade da transição direta de 'Excelente' para 'Bom' atingiu 60% em março de 2020, sendo o maior valor registrado para esse tipo de rebaixamento. Apenas o setor de Saúde, com menor representatividade amostral, apresentou nível semelhante, com 50%, enquanto, no caso do setor Financeiro, essa transição alcançou aproximadamente 20%.

Para as transições a partir do perfil 'Alto', após o choque pandêmico, destaca-se, entre os setores com maior representatividade amostral, também o de Consumo Cíclico. A probabilidade de permanência nesse perfil caiu para 23%, o que representou uma redução de 20 pontos percentuais no percentual de empresas no perfil entre fevereiro e março de 2020. A magnitude desse movimento de rebaixamento é reforçada pela elevação da probabilidade de transição para o perfil 'Especulativo', que atingiu 48% no mesmo setor, nível não observado em nenhum outro momento da amostra. Os segmentos de Utilidade Pública e Financeiro também registraram quedas relevantes, com reduções de 18 e 15 pontos percentuais na participação de empresas classificadas como 'Alto', sendo que as respectivas probabilidades de permanência nesse perfil, em março de 2020, foram de 33% e 42%.

O setor de Consumo Cíclico também apresentou uma dinâmica mais acentuada de rebaixamento a partir do perfil 'Bom'. Em março de 2020, a probabilidade de permanência nesse grupo foi de 0%, indicando que o rebaixamento para 'Especulativo' foi integral. O setor de Bens Industriais aparece em seguida, com probabilidade de permanência de 10%, seguido pelo Financeiro, com 28%. Esse conjunto de resultados reforça a hipótese de que o setor de Consumo Cíclico foi estruturalmente um dos mais afetados, entre os que apresentam amostra relativamente significativa, como Consumo Não-Cíclico, Bens Industriais e Financeiro.

Em síntese, os resultados apresentados nesta seção evidenciam o quanto a dinâmica de deterioração da qualidade de crédito variou entre os setores, sendo que alguns foram significativamente mais impactados pela pandemia. Com base nessas evidências e na investigação das dinâmicas de risco ao longo do período analisado (Figura 03), podemos investigar a heterogeneidade na transmissão do risco soberano sobre o perfil de crédito das empresas brasileiras de capital aberto.

4. BASE DE DADOS E O MODELO ECONOMETRICO

Conforme antecipado no Capítulo 3, a fim de testar a robustez dos resultados, são estimados modelos para os diferentes agrupamentos de risco destacados na Tabela 02: o agrupamento próprio em cinco categorias ('Excelente', 'Alto', 'Bom', 'Especulativo' e 'Vulnerável'), as 20 categorias da StarMine e a dicotomia entre Grau de Investimento (GI) e Grau Especulativo (GE) da S&P. Por se tratar de dados qualitativos com mais de duas categorias, os exercícios direcionados às duas primeiras formas de agrupamento são conduzidos por meio do modelo probit multinomial ordenado para dados em painel, enquanto, para o terceiro agrupamento, basta um modelo probit binomial em painel.

4.1. Informações das firmas e dados macroeconômicos

Com base na literatura teórica e empírica sobre heterogeneidade de firmas, as análises desta pesquisa consideram cinco dimensões principais: tamanho, alavancagem, liquidez, idade e lucratividade. Os dados foram extraídos dos balanços patrimoniais trimestrais e dos demonstrativos de resultados (DRE) das empresas, disponíveis na plataforma LSEG Data & Analytics. As informações financeiras foram inicialmente coletadas em dólares correntes e, posteriormente, convertidas para reais correntes utilizando a taxa de câmbio comercial (R\$/US\$) para operações de compra, obtida no Sistema Gerenciador de Séries do Banco Central do Brasil (SGS). Para essa conversão, considerou-se o último valor da taxa de câmbio no

trimestre correspondente. Em seguida, os valores foram deflacionados pelo Índice de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA).

A dimensão de tamanho é usualmente mensurada de duas formas: pelo logaritmo natural do valor total dos ativos (Duffie *et al.*, 2007; François, 2019) ou pelo volume total de vendas da empresa (Bernard *et al.*, 2022; Cerezo *et al.*, 2023). A segunda medida está mais sujeita à sazonalidade e reflete mais diretamente o desempenho operacional, enquanto o volume de ativos capta de maneira mais robusta a estrutura – física e de capital – de uma firma, sendo, por isso, a opção preferida neste estudo. Estudos sobre o canal de transmissão da política monetária, como os de Paiva e Ferreira (2022) e Brissimis e Delis (2010), tratam da hipótese de que instituições financeiras maiores possuem maior capacidade de estruturar suas finanças, reduzindo a vulnerabilidade a choques de política monetária. De forma análoga, a literatura sobre risco de crédito considera que firmas maiores tendem a ser mais resilientes a choques exógenos, justamente por estarem mais bem estruturadas (Acharya *et al.*, 2007; Duffie *et al.*, 2007).

No que se refere à alavancagem, François (2019) e Ottonello e Winbery (2020) adotam como proxy a razão entre dívida total e ativo total, embora outras medidas, como dívida/patrimônio líquido e dívida/EBITDA, também sejam utilizadas. A razão dívida/patrimônio líquido, contudo, tende a ser menos comparável entre setores, dada a diversidade nas estruturas de capital entre indústrias. Já a razão dívida/EBITDA é mais sensível a variações operacionais de curto prazo, uma vez que o EBITDA está fortemente atrelado ao desempenho conjuntural, o que a torna menos indicada para mensurar a alavancagem estrutural da empresa. François (2019) mostra que a alavancagem afeta diretamente a resiliência das firmas frente a adversidades financeiras de longo prazo. Complementarmente, Ottonello e Winbery (2020) identificam correlação negativa entre alavancagem e distância para o calote, sugerindo que níveis mais elevados de endividamento estão associados a maior risco de inadimplência.

O nível de liquidez, medido como a razão entre ativo circulante e passivo circulante, é amplamente utilizado na literatura como indicador da resiliência financeira de curto prazo (Brissimis e Delis, 2010; François, 2019; Koulouridi *et al.*, 2020; Paiva e Ferreira, 2022, Cerezo *et al.*, 2023), sendo particularmente relevante em cenários de choques macroeconômicos inesperados. Enquanto as dimensões de tamanho e alavancagem captam aspectos estruturais das empresas, a liquidez permite avaliar sua capacidade de reação em contextos de restrições financeiras. François (2019), por exemplo, encontra que níveis mais altos de liquidez estão associados a maiores taxas de recuperação de empréstimos em casos de calote. Um nível

satisfatório de liquidez também é fundamental para instituições financeiras, pois indica sua capacidade de financiar projetos de longo prazo, essenciais para o crescimento da atividade econômica (Brissimis e Delis, 2010). Assim, a liquidez constitui um elemento central para caracterizar a dinâmica de risco de uma empresa.

Em relação à dimensão de idade, medida como a diferença entre ano corrente e ano de fundação da empresa, Cerezo *et al.* (2023) postulam que firmas em diferentes momentos de seu ciclo de vida enfrentam distintas fricções financeiras, reagindo, portanto, de maneira diferenciada a choques exógenos. Analogamente, Cloyne *et al.* (2023), ao avaliar a transmissão dos efeitos da política monetária, identificam que a idade da empresas é um fator determinante para compreender o nível de fricção financeira, sendo que firmas mais jovens, especialmente as que não distribuem dividendos, tendem a apresentar maiores variações nos gastos de capital em resposta a alterações na taxa de juros, em comparação com empresas mais maduras.

Por fim, apesar das limitações no uso de medidas de lucratividade na avaliação da alavancagem, conforme discutido anteriormente, essa dimensão permanece relevante por ser um dos principais indicadores de desempenho de empresas de capital aberto. Acharya *et al.* (2007) argumentam que a lucratividade de uma empresa afeta positivamente sua capacidade de captação de recursos, de modo que, quanto maior a rentabilidade de seus ativos, maior a disposição do mercado em investir nela. A Tabela 08 abaixo resume as medidas⁴ para cada uma dessas dimensões.

Tabela 08 – Dimensões de características específicas às firmas.

Dimensão	Descrição
Tamanho	Logaritmo natural do valor dos ativos totais
Alavancagem	Razão entre o valor da dívida total e o valor dos ativos totais
Liquidez	Razão entre ativo circulante e passivo circulante
Lucratividade	EBITDA em escala padronizada
Idade	Diferença entre ano corrente e ano de fundação da empresa

Fonte: Elaboração própria.

No nível macroeconômico, esta pesquisa utiliza duas medidas de risco – EMBI+ BR e o VIX – uma vez que ambas são relevantes para controlar o estado do risco agregado em níveis doméstico e global, aspectos essenciais para explicar métricas de risco das empresas (Alter e Elekdag, 2020; Paiva e Ferreira, 2022). Em relação ao EMBI+ BR, justificamos anteriormente sua utilização pelo fato de que o risco-país se relaciona de forma inversa com a atividade

⁴ Tabela C01, no Apêndice C, descreve as variáveis utilizadas na construção das medidas para cada dimensão. Por exemplo, ela explicita qual é a definição de ativos totais, EBITDA, passivo circulante etc.

econômica, exercendo influência sobre o risco de inadimplência. Já o VIX é empregado como variável de controle adicional, a fim de permitir uma análise específica da influência do risco global e do risco doméstico, uma vez que parte do risco-Brasil, representado pelo EMBI+ BR, é influenciada pela volatilidade nos mercados internacionais (Ferreira e Valério, 2022). Como essas variáveis possuem frequência diária, elas foram transformadas em médias trimestrais, mantendo a consistência com o restante das variáveis utilizadas.

Além disso, faz-se necessário controlar a dinâmica da atividade econômica, uma vez que ela influencia diretamente o desempenho das empresas (Clare e Priestley, 1998; Duffie *et al.*, 2007; Tabak *et al.*, 2011; Telg *et al.*, 2023). Para esse fim, esta pesquisa utiliza a média trimestral do Índice de Atividade Econômica do Banco Central (IBC-Br), em sua versão com ajuste sazonal. A Tabela 09, a seguir, detalha os dados e suas respectivas fontes.

Tabela 09 – Dimensão macroeconômica.

Variável	Descrição	Fonte
EMBI+BR (Risco-Brasil)	O EMBI+BR (<i>Emerging Markets Bond Index Plus</i>) capta o excesso de juros dos títulos da dívida pública do Brasil em relação aos títulos do Tesouro dos Estados Unidos. Frequência diária.	J.P. Morgan
VIX	CBOE Volatility Index da Chicago Board Options Exchange. Índice mede a volatilidade implícita nas opções do índice S&P500. Frequência diária.	Federal Reserve Economic Data
IBC-Br	Indicador mensal da atividade econômica nacional, com ajuste sazonal.	Banco Central do Brasil

Fonte: Elaboração própria.

4.2. Dimensões de heterogeneidade

Para avaliar as probabilidades de transição de *rating*, utilizou-se, no terceiro capítulo, uma amostra inicial de 302 empresas. Entretanto, nem todas possuíam classificações disponíveis para todos os períodos em que divulgaram balanços. Para a análise das matrizes de transição, foi possível desconsiderar os intervalos de descontinuidade, mantendo-se as empresas na amostra. Contudo, a fim de preservar um painel balanceado na estimação dos modelos econométricos, tornou-se necessário restringir a amostra às companhias que apresentavam *rating* em todos os períodos. Assim, a amostra final é composta por 186 empresas. O *rating* considerado foi o último disponível ao final de cada trimestre de análise. As firmas estão distribuídas entre os setores apresentados na Tabela 10.

Tabela 10 – Distribuição setorial da amostra de firmas para modelo econométrico.

Setor Econômico	Frequência Empresas
Bens Industriais	32
Comunicações	3
Consumo Cíclico	45
Consumo não Cíclico	15
Financeiro	35
Materiais Básicos	20
Petróleo, Gás e Biocombustíveis	6
Saúde	5
Tecnologia da Informação	3
Utilidade Pública	22

Fonte: Elaboração própria.

A Tabela 11 apresenta as estatísticas descritivas das variáveis específicas às firmas⁵. Como detalhado anteriormente na Tabela 08, a variável Tamanho corresponde ao logaritmo natural dos ativos totais, enquanto a Lucratividade é medida pelo EBITDA em escala padronizada. As variáveis Alavancagem e Liquidez são expressas como razões, e a variável Idade representa o tempo de existência das empresas, em anos.

Tabela 11 – Estatísticas descritivas das variáveis específicas às firmas.

Dimensão	Observações	Média	Desvio-Padrão	Mínimo	1º Quartil	Mediana	3º Quartil	Máximo
Tamanho	6.870	22,03	2,14	14,83	20,69	22,09	23,33	28,32
Alavancagem	6.460	0,60	4,39	0,00	0,16	0,31	0,45	191,44
Liquidez	6.320	2,37	3,92	2,9e-03	1,05	1,61	2,42	50,80
Lucratividade	6.868	0,05	1,18	-3,26	-0,19	-0,17	-0,08	27,44
Idade	6.882	48,75	32,26	4,00	20,00	49,00	68,00	215,00

Notas: (i) O número de observações corresponde à quantidade de períodos com valores não nulos para as empresas da amostra. Em alguns trimestres, a base da LSEG Data & Analytics não reportou determinados dados contábeis e financeiros, o que explica a variação no total de observações. (ii) As estatísticas descritivas (média, desvio padrão, mínimo, máximo e quartis) foram calculadas com o objetivo de ilustrar a distribuição dos valores em cada dimensão.

Fonte: Elaboração própria.

Já a Tabela 12 evidencia como essas características variam entre os setores econômicos, reforçando que, a depender do setor em que a firma está inserida, a transmissão de risco pode operar de maneira distinta. Diferentemente da Tabela 11, não são apresentados o primeiro e o terceiro quartis. Embora a aplicação de testes de hipóteses entre médias de amostras

⁵ Em algumas dimensões, observam-se valores extremos que merecem destaque. No caso da variável Idade, o valor máximo de 215 anos refere-se à observação do Banco do Brasil (BBAS3.SA) em 2023. Apesar de estar listado em bolsa desde 1906, a instituição foi fundada em 1808. Situações semelhantes são verificadas nas demais dimensões. Por exemplo, na variável Alavancagem, os maiores valores correspondem às observações da empresa Hercules Fábrica de Talheres (HETA4.SA), que, estruturalmente, apresenta um nível elevado de dívida em relação ao seu volume de ativos. Por isso que, nas análises a seguir, utilizamos o desvio-padrão para descrever os setores.

independentes seja a técnica mais robusta, e mesmo reconhecendo que os valores das variáveis podem variar entre os períodos pré e pós-pandemia, as estatísticas descritivas consolidadas para todo o período já apontam para a existência de heterogeneidade setorial nos vetores analisados. Isso reforça a pertinência dessas variáveis como *proxies* relevantes.

No caso da dimensão Tamanho, observa-se que, no setor de Comunicações, apesar da baixa amostragem, a média é mais elevada (25) e o desvio padrão é reduzido (0,49), indicando a presença de empresas estruturalmente maiores. Em contraste, nos setores de Consumo Cíclico e Tecnologia da Informação, as médias são inferiores (21,3 e 21,0, respectivamente), e os desvios padrão não são tão elevados quanto os observados em outros segmentos (1,58 e 1,41, respectivamente), o que sugere que as empresas tendem a ser estruturalmente menores nesses setores. Já no setor Financeiro, que apresenta o maior valor individual da amostra, observa-se uma variabilidade mais acentuada, refletida no maior desvio padrão entre todos os setores (2,70).

Em relação à Alavancagem, embora o setor de Consumo Cíclico apresente a maior média, esse resultado parece ser influenciado por *outliers*⁶, considerando que o valor máximo registrado é 191,44, muito superior ao segundo maior valor entre os demais setores, que é 3,44. Desconsiderando esse caso extremo, observa-se que o setor de Petróleo, Gás e Biocombustíveis apresenta uma média elevada (0,62), mais que o dobro das médias verificadas nos setores de Comunicações (0,28), Financeiro (0,27) e Tecnologia da Informação (0,27), ainda que com maior dispersão, refletida em um desvio padrão de 0,71. Esses resultados indicam a existência de diferentes perfis de endividamento entre os setores e sugerem que as empresas operam em distintos níveis de alavancagem.

No que diz respeito à Liquidez, observa-se a proeminência do setor Financeiro, que apresenta a maior média (4,30) e o valor máximo da amostra (50,80), ainda que com elevada dispersão (desvio padrão de 7,52). Além dele, os setores de Saúde, Petróleo e Consumo Cíclico também registraram médias mais elevadas, de 2,89, 2,64 e 2,60, respectivamente. Em contraste, o setor de Comunicações, além de apresentar uma média mais baixa (1,22), também apresentou menor dispersão (desvio padrão de 0,43), indicando níveis estruturalmente inferiores de liquidez em relação aos demais setores.

⁶ A empresa Hércules Fábrica de Talheres (HETA4.SA) pertence ao segmento de consumo cíclico.

Quanto à Lucratividade, destacam-se as médias negativas para os setores de Tecnologia da Informação $(-0,17)^7$ e de Consumo Cíclico $(-0,16)$, que, aliadas às baixas dispersões (desvios-padrão de 0,02 e 0,08, respectivamente), sugerem que esses segmentos são, comparativamente, menos lucrativos. Por fim, no que se refere à dimensão de Idade, observa-se que as firmas são, em média, mais antigas nos setores de Materiais Básicos (63 anos) e Bens Industriais (53,7), e mais recentes nos setores de Saúde (25,5) e Tecnologia da Informação (28,1).

Tabela 12 – Dimensões de heterogeneidade por setores econômicos.

Dimensão	Sector	N	Média	Desvio-Padrão	Mínimo	Mediana	Máximo
Tamanho	Bens Industriais	1.184	21,2	1,90	16,5	21,1	24,8
	Comunicações	111	25,0	0,49	23,9	25,0	25,7
	Consumo Cíclico	1.664	21,3	1,58	14,8	21,7	24,7
	Consumo não Cíclico	555	22,3	2,30	17,0	22,8	25,9
	Financeiro	1.285	22,5	2,70	16,0	22,5	28,3
	Materiais Básicos	740	22,2	2,17	17,9	21,7	26,9
	Petróleo, Gás e Biocombustíveis	222	23,7	2,11	20,9	23,8	27,8
	Saúde	185	21,7	1,31	19,3	22,1	23,7
	Tecnologia da Informação	111	21,0	1,41	17,9	21,5	22,9
	Utilidade Pública	813	23,0	1,31	17,9	23,1	24,9
Alavancagem	Bens Industriais	1.160	0,44	0,39	0,00	0,38	2,40
	Comunicações	111	0,28	0,19	0,06	0,25	0,91
	Consumo Cíclico	1.575	1,35	8,82	0,00	0,29	191,44
	Consumo não Cíclico	555	0,40	0,37	0,00	0,38	2,05
	Financeiro	1.034	0,27	0,23	0,00	0,21	1,23
	Materiais Básicos	739	0,34	0,33	0,00	0,26	1,95
	Petróleo, Gás e Biocombustíveis	219	0,62	0,71	0,03	0,41	3,44
	Saúde	165	0,30	0,17	0,01	0,32	0,61
	Tecnologia da Informação	98	0,27	0,08	0,00	0,28	0,44
	Utilidade Pública	804	0,31	0,14	0,00	0,31	0,74

⁷ Valores negativos não indicam necessariamente lucratividade negativa. Eles são comuns na amostra em razão da técnica de padronização adotada.

Liquidez	Bens Industriais	1.184	1,60	1,08	0,00	1,64	10,07
	Comunicações	111	1,22	0,43	0,35	1,12	2,59
	Consumo Cíclico	1.664	2,60	4,39	0,00	1,72	49,82
	Consumo não Cíclico	555	1,49	0,91	0,03	1,40	6,73
	Financeiro	735	4,30	7,52	0,30	1,90	50,80
	Materiais Básicos	740	2,16	1,45	0,16	1,85	9,41
	Petróleo, Gás e Biocombustíveis	222	2,64	2,52	0,02	1,79	13,44
	Saúde	185	2,89	4,45	0,48	1,93	37,78
	Tecnologia da Informação	111	2,03	3,52	0,27	1,57	31,73
	Utilidade Pública	813	2,04	3,36	0,01	1,21	29,52
Lucratividade	Bens Industriais	1.183	-0,14	0,12	-0,59	-0,18	1,69
	Comunicações	110	0,56	0,52	-1,65	0,49	1,37
	Consumo Cíclico	1.659	-0,16	0,08	-2,41	-0,18	0,51
	Consumo não Cíclico	555	0,14	0,64	-0,28	-0,11	3,89
	Financeiro	1.292	0,05	0,76	-3,26	-0,18	4,90
	Materiais Básicos	740	0,28	1,61	-1,55	-0,17	17,71
	Petróleo, Gás e Biocombustíveis	221	1,92	5,04	-0,56	-0,02	27,44
	Saúde	184	-0,14	0,05	-0,24	-0,14	0,01
	Tecnologia da Informação	110	-0,17	0,02	-0,21	-0,18	-0,11
	Utilidade Pública	814	-0,02	0,20	-0,94	-0,07	2,25
Idade	Bens Industriais	1.184	53,7	26,58	9,0	61,0	112,0
	Comunicações	111	31,8	16,79	16,0	22,0	60,0
	Consumo Cíclico	1.665	48,1	30,51	5,0	49,0	132,0
	Consumo não Cíclico	555	51,5	30,25	9,0	49,0	115,0
	Financeiro	1.295	47,6	40,53	4,0	46,0	215,0
	Materiais Básicos	740	63,0	25,52	17,0	57,0	133,0
	Petróleo, Gás e Biocombustíveis	222	35,3	26,08	4,0	32,0	70,0
	Saúde	185	25,5	16,35	4,0	19,0	59,0

	Tecnologia da Informação	111	28,1	6,75	16,0	29,0	40,0
	Utilidade Pública	814	44,0	35,15	6,0	33,5	151,0

Nota: 'N' se refere ao número de observações (tamanho da amostra) por grupo.

Fonte: Elaboração própria.

Esses resultados conferem respaldo à hipótese de que os setores econômicos, por apresentarem características distintas, responderam de maneira diferenciada aos ciclos de deterioração do crédito na economia brasileira. Tais características podem conferir maior ou menor resiliência diante de movimentos estruturais de aumento do risco econômico. Diante disso, prossegue-se com o exercício econométrico, com a sinalização de que as dimensões de heterogeneidade adotadas capturam adequadamente as diferenças entre os perfis das empresas analisadas.

Ainda que uma segmentação da estimação por setor econômico pudesse contribuir para investigar variações nos canais de transmissão de risco, a amostra reduzida em alguns setores não permite garantir níveis satisfatórios de robustez estatística. Por essa razão, opta-se por utilizar a análise setorial de forma descritiva, com o objetivo de atestar a heterogeneidade nos perfis das firmas em cada setor e a possível relação com a sensibilidade ao ciclos de deterioração de crédito. O exercício econométrico, portanto, será aplicado para o conjunto da amostra, com foco na análise dos vetores de heterogeneidade no nível agregado da economia brasileira.

4.3. Probit ordenado multinomial

A análise de probit ordenado é utilizada devido à sua capacidade de lidar explicitamente com transições de classificações de crédito em escalas discretas, considerando também que os *ratings* possuem uma ordenação natural (Nickell *et al.*, 2000). Em sua aplicação a dados em painel, Greene (1997) destaca que o modelo probit ordenado é ideal para modelar escalas discretas que representam uma variável subjacente contínua, como preferências ou desempenho. Assim como nos Modelos de Utilidade Aleatória (*Random Utility Models* – RUM) e nos Modelos de Escolha Ordenada (McKelvey e Zavoina, 1975), a classificação observada da variável discreta parte de um modelo de utilidade aleatória subjacente (ou modelo de regressão latente), como demonstrado na equação (4.1).

$$(4.1) \quad y^* = x'\beta + \varepsilon$$

Em (4.1), o termo x não inclui o intercepto e y^* é variável latente contínua não-observada. Por meio de um mecanismo de censura, a variável y , que é a variável discreta de interesse, é observada da forma descrita na equação (4.2).

$$\begin{aligned}
(4.2) \quad y &= 0 \text{ se } y^* \leq 0 \\
y &= 1 \text{ se } 0 < y^* \leq \mu_1 \\
y &= 2 \text{ se } \mu_1 < y^* \leq \mu_2 \\
&\vdots \\
y &= K \text{ se } \mu_{K-1} < y^*
\end{aligned}$$

Os parâmetros μ'_s (limiares) são desconhecidos e, ao serem estimados juntos a β , definem uma série de intervalos nos quais a variável latente pode se enquadrar. No limite, se temos K categorias para a variável discreta, teremos $K - 1$ parâmetros desconhecidos. No caso em que $K > 1$, obtém-se um modelo probit ordenado multinomial. No âmbito da equação (4.2), o resultado observado não é apenas um conjunto de valores discretos ordenados, mas uma transformação monotônica de um único resultado contínuo que representa características latentes não observáveis e naturalmente ordenadas (Eugênio, 2016, *apud* Greene e Hensher, 2010).

Na equação (4.1), tem-se que x é um vetor de V variáveis que são, por suposição, independentes de ε . Como o modelo é aplicado a dados em painel, cada variável do vetor x_{it} varia entre as N unidades, onde $i = 1, 2, \dots, N$, e ao longo do tempo t , onde $t = 1, 2, \dots, T$. O vetor β , composto por V coeficientes, é desconhecido. Greene (1997), assumindo que ε é normalmente distribuído entre as observações, define as probabilidades ilustradas no conjunto de equações abaixo:

$$\begin{aligned}
(4.3) \quad Prob(y = 0 | x) &= \theta(-x'\beta) \\
Prob(y = 1 | x) &= \theta(\mu_1 - x'\beta) - \theta(-x'\beta) \\
Prob(y = 2 | x) &= \theta(\mu_2 - x'\beta) - \theta(\mu_1 - x'\beta) \\
&\vdots \\
Prob(y = K | x) &= 1 - \theta(\mu_{K-1} - x'\beta)
\end{aligned}$$

Em (4.3), o termo θ representa a função de densidade cumulativa (FDC). Para identificar os parâmetros do modelo e garantir que as probabilidades sejam positivas, é necessário que $0 < \mu_1 < \mu_2 < \dots < \mu_{K-1}$. O modelo também assume que, controlado pelas realizações de x_{it} , as transições de *rating* entre firmas são independentes entre si nas unidades *cross-section* e ao longo do tempo. Essa suposição permite construir uma função de verossimilhança para estimar os coeficientes do modelo.

4.4. Modelo empírico

A modelagem econométrica desenvolvida nesta pesquisa se baseia nos estudos de Deng e Liu (2024) e Bornstein e Martinez (2023). O primeiro avalia a resposta heterogênea do investimento de firmas italianas à crise da dívida soberana enfrentada pelo país no período de 2011 a 2013, diferenciando ativos tangíveis e intangíveis. Para identificar o canal de contágio da crise sobre os investimentos, interagem uma métrica de risco soberano com características específicas das empresas. Especificamente, estimam o seguinte modelo:

$$(4.4) \quad \Delta \log(\text{investimento}_{i,t+1}) = \beta_0 sp_t + \beta_1(x_i \times sp_t) + \text{Controles} + \delta_i + \tau_{st} + \varepsilon_{it}$$

onde sp_t capta o *spread* soberano, definido como a diferença entre os rendimentos dos títulos públicos italianos e alemães de 10 anos, e x_{it} representa uma característica específica de cada firma i no instante t .

Deng e Liu (2024) concluem que firmas menores e com alto nível de alavancagem tendem, em momentos de crise, a redirecionar seus portfólios de investimento para ativos tangíveis, os quais são mais aceitos como garantias em operações de crédito. De forma análoga, Bornstein e Martinez (2023) examinam como características financeiras das firmas influenciam suas decisões de saída do mercado durante recessões, sendo que o ciclo econômico é identificado pelas variações da taxa de desemprego. Os autores constataam que firmas altamente alavancadas têm maior propensão a sair do mercado, relação que se intensifica em períodos recessivos

A equação (4.5) descreve o modelo de interesse desta dissertação. A variável discreta y_{it} representa a classificação de risco da firma i no trimestre t , sendo que $y = 0$ se refere ao perfil de crédito Vulnerável, $y = 1$ ao perfil Especulativo, $y = 2$ ao perfil Bom, $y = 3$ ao perfil Alto e, por fim, $y = 4$ ao perfil Excelente. Dessa forma, buscar estimar a seguinte especificação

$$(4.5) \quad y_{it} = \beta_0 EMBI_{t-1} + \beta_5(EMBI_{t-1} \times x_{it-1}) + \beta_j \text{controles}_{t-1} + u_{it},$$

onde x_{it-1} é um vetor contendo as variáveis das firmas, conforme apresentado na Tabela 08, enquanto o vetor *controles* inclui o nível de risco do mercado internacional (VIX_{t-1}), a taxa de variação da atividade econômica nacional (ΔIBC_{t-1}) e também as características individuais da firma. Adotam-se valores defasados para evitar problemas de endogeneidade normalmente presentes na presença de variáveis contemporâneas.

Dado o objetivo do presente trabalho, o impacto das dimensões de heterogeneidade na transmissão do risco soberano para classificações de crédito das firmas será avaliado pelos coeficientes (β_5) relacionados à interação entre a variável de risco soberano (EMBI+ BR) e as

variáveis da firma (x_{it}). Como $s = (1, 2, 3, 4, 5)$, pois temos cinco dimensões de heterogeneidade, os cinco coeficientes resultantes são responsáveis por quantificar a direção e a magnitude da influência das características das firmas sobre a transmissão do risco-país.

Para além deste exercício central, conduziremos um exercício adicional. Tendo em vista os resultados que indicam as singularidades do choque da pandemia do COVID-19, tanto sobre a evolução do EMBI+ BR, quanto sobre a transição de *rating*, iremos testar se a transmissão do risco soberano apresentou dinâmicas específicas no período pandêmico. O impacto da COVID-19 será avaliado através de coeficientes relacionados à variável *dummy* COVID, que assume valor igual a 1 partir do segundo trimestre de 2020 e 0 caso contrário, sendo que a OMS declarou março de 2020 como sendo o início do período pandêmico⁸. Essa escolha reflete a compreensão de que o impacto da pandemia no desempenho das empresas se expande para períodos posteriores ao intervalo pandêmico oficialmente anunciado tanto pela OMS como pelo governo brasileiro. Também definindo y_{it} como a classificação de risco da firma i no trimestre t , o modelo adicional a ser estimado é o seguinte

$$(4.6) \quad y_{it} = \beta_0 EMBI_{t-1} + \beta_k (COVID \times x_{it-1}) + \beta_s (EMBI_{t-1} \times x_{it-1}) + \beta_{controles_{t-1}} + u_{it},$$

onde a principal diferença em relação à equação (4.5) reside nos coeficientes β_k – com $k = (1, 2, 3, 4, 5)$ –, que constituem o foco desta análise, pois quantificam as mudanças, no período pós-pandêmico, na direção e na magnitude da influência das características das firmas na transmissão do risco soberano sobre o risco de crédito.

5. RESULTADOS

Neste capítulo, serão apresentados os resultados dos modelos econométricos descritos nas equações (4.5) e (4.6), com o objetivo de examinar não somente a influência das características das firmas na transmissão do risco soberano para as suas classificações de crédito, mas também o impacto da pandemia sobre esses canais. Todavia, faz-se necessário, primeiro, discutir as dimensões de heterogeneidade sem interação com a variável de risco soberano, a fim de verificar se as evidências encontradas na literatura, no que se refere ao efeito das condições

⁸ Existem estudos que avaliam o impacto da pandemia sobre o desempenho das firmas utilizando a quantidade de novos casos da doença como variável (Bystrom, 2021; Cevik e Miryugin, 2021; Hu e Zhang, 2021). Contudo, como aponta Athira *et al.* (2024), esta abordagem está sujeita à excessiva variabilidade decorrente das flutuações no número de casos observadas durante os picos e vales da pandemia.

macroeconômicas e das características sobre as suas condições de solvência, também se confirmam em nossa amostra.

Em todos os modelos discutidos, além dos testes de robustez, detalhados nos Apêndices D e E, foram conduzidas estimações via *pooled* e via efeitos aleatórios. A abordagem por efeitos aleatórios considera a presença de heterogeneidade individual não observada, assumindo que essa heterogeneidade é aleatória e não correlacionada com as covariáveis do modelo. Por outro lado, a estimação *pooled* pressupõe que a relação entre as variáveis independentes e a variável dependente é uniforme para todas as firmas (unidades *cross-section*). Embora a premissa central deste estudo seja a existência de heterogeneidade entre as firmas, entende-se que a seleção criteriosa das covariáveis, fundamentada na literatura teórica e em outros estudos empíricos, pode atenuar os impactos de não se modelar explicitamente as dimensões que definem essas diferenças. Por essa razão, ambas as estimações são conduzidas⁹.

5.1. Heterogeneidade e risco de crédito

As Tabelas 13 (*pooled*) e 14 (efeitos aleatórios) apresentam os resultados do modelo da equação (4.5), sem as variáveis de interação. A Tabela D01, do Apêndice D, utiliza as classificações originais da StarMine, sem qualquer reagrupamento, enquanto a Tabela D02 considera a dicotomia entre Grau de Investimento (GI) e Grau Especulativo (GE), conforme detalhado na Tabela 02.

Independentemente da estimação adotada, seja via *pooled* ou via efeitos aleatórios, e qualquer que seja a especificação da variável dependente, alguns efeitos macroeconômicos se mantêm consistentes. Ao controlar pelo risco internacional (VIX) e pela atividade econômica doméstica (IBC-Br), observa-se que uma elevação do risco soberano em $t-1$ aumenta a probabilidade de rebaixamento das classificações de risco de crédito das firmas no período seguinte, dado o sinal negativo e estatisticamente significativo do coeficiente do EMBI+ BR, ao nível de, pelo menos, 5%, confirmando o que observamos de forma descritiva na Figura 02.

No caso do IBC-Br, todos os coeficientes foram positivos e estatisticamente significativos a 1%, indicando que, quanto maior o nível da atividade econômica, maior a probabilidade de

⁹ A opção por não incluir a estimação por efeitos fixos justifica-se pelo problema do viés de parâmetros incidentais. Em modelos não lineares aplicados a dados em painel, a estimação de efeitos fixos por máxima verossimilhança pode apresentar viés quando N é grande e T é pequeno, o que pode tornar o estimador β inconsistente (Greene, 2002; Silva, 2010; Kunz *et al.*, 2017). Consequentemente, como melhoria para esta pesquisa, destaca-se a utilização de metodologias capazes de corrigir esse problema, permitindo capturar com maior precisão a heterogeneidade não observada, sem se restringir à hipótese de ela não ser correlacionada com os regressores do modelo e com o termo de erro, conforme exigido na estimação com efeitos aleatórios.

elevação dos *ratings* das empresas. Já em relação ao VIX, especificamente nos modelos completos com estimação via *pooled*, o coeficiente, embora negativo, não foi estatisticamente significativo. Sendo assim, controlando pelas demais dimensões macroeconômicas e das firmas, há a sinalização de que, ao não se considerar a heterogeneidade não observada, não se pode afirmar que o risco internacional impacta negativamente na probabilidade de melhoria dos perfis de crédito das empresas brasileiras de capital aberto.

Tabela 13 – Dimensões de Heterogeneidade (*Pooled*).

Estimação	POOLED						
Modelo	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
EMBI	-0,0008*** (0,00021)	-0,0008*** (0,00021)	-0,0010*** (0,00023)	-0,0008*** (0,00023)	-0,0008*** (0,00021)	-0,0008*** (0,00021)	-0,0009*** (0,00027)
VIX	-0,0068* (0,00369)	-0,0071* (0,00374)	-0,0045 (0,00418)	-0,0068* (0,00400)	-0,0071* (0,00369) *	-0,0066* (0,00366)	-0,0062 (0,00466)
IBC-Br, Δ%	0,8397** (0,27049)	0,8246*** (0,26947)	1,0333*** (0,28541)	0,8585*** (0,28835)	0,7850** (0,27106)	0,8527*** (0,26881)	1,0592*** (0,32457)
Tamanho	-	0,0369 (0,02829)	-	-	-	-	0,1126*** (0,03273)
Alavancagem	-	-	-0,0357*** (0,01045)	-	-	-	-0,0188** (0,00906)
Liquidez	-	-	-	0,0868*** (0,03308)	-	-	0,2117*** (0,04195)
Lucratividade	-	-	-	-	0,0518* (0,03058)	-	0,0139 (0,02867)
Idade	-	-	-	-	-	-0,0006 (0,00168)	0,0014 (0,00196)
Observações	6882	6870	6460	6320	6868	6882	5948
Log-Lik	-9599	-9563	-8849	-8628	-9571	-9598	-7710
Pseudo R2	0,0022	0,0059	0,0801	0,1030	0,0051	0,0023	0,1985
M1_U	-2,3065 (0,13158)	-1,5115 (0,63389)	-2,3360 (0,13832)	-2,1246 (0,14218)	-2,3115 (0,13180)	-2,3333 (0,16449)	0,5048 (0,72156)
M2_U	-0,7193 (0,09478)	0,0883 (0,64402)	-0,7023 (0,09957)	-0,5111 (0,11558)	-0,7225 (0,09442)	-0,7465 (0,12721)	2,2509 (0,74365)
M3_U	-0,0031 (0,08681)	0,8074 (0,64124)	0,0265 (0,09041)	0,2056 (0,11157)	-0,0037 (0,08678)	-0,0302 (0,12061)	3,0198 (0,74315)
M4_U	0,9243 (0,09829)	1,7325 (0,64757)	1,0018 (0,09979)	1,1554 (0,12590)	0,9248 (0,09840)	0,8977 (0,13163)	4,0749 (0,73803)

Fonte: Elaboração própria.

Notas: (i) Variável dependente consiste no agrupamento de cinco perfis de crédito proposto a partir das 20 categorias de *rating*. (ii) Métrica de ajuste é Pseudo R2 de McFadden. (iii) Erro padrão robusto entre parênteses. (iv) Significância dos coeficientes: *** ($p < 0,01$), ** ($p < 0,05$), * ($p < 0,1$). (v) M_U se referem aos múltiplos limiares estimados para um modelo probit multinomial.

Em relação às características específicas das firmas, observa-se que, nos modelos completos com todas as variáveis, também independentemente da forma de estimação e da especificação da variável dependente, os coeficientes associados às dimensões de Liquidez e Alavancagem apresentam comportamento uniforme. Para a primeira dimensão, os coeficientes são positivos e estatisticamente significativos (ao menos a 5%), indicando que níveis mais elevados de liquidez em $t-1$ aumentam a probabilidade de a firma apresentar melhores classificações de crédito no período subsequente. No caso da Alavancagem, os coeficientes são negativos e

também significativos, demonstrando que empresas mais alavancadas enfrentam maior probabilidade de rebaixamento de seu *rating*.

Tabela 14 – Dimensões de Heterogeneidade (Efeitos Aleatórios).

Estimação	EFEITOS ALEATÓRIOS						
Modelo	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
EMBI	-0,0015*** (0,00037)	-0,0015*** (0,00037)	-0,0016*** (0,00038)	-0,0014*** (0,00039)	-0,0015*** (0,00037)	-0,0015*** (0,00036)	-0,0015*** (0,00040)
VIX	-0,0123* (0,00665)	-0,0119* (0,00662)	-0,0116* (0,00689)	-0,0125* (0,00699)	-0,0139** (0,00669)	-0,0127** (0,00598)	-0,0132** (0,00641)
IBC-Br, Δ%	1,4925*** (0,35659)	1,5081*** (0,47533)	1,6692*** (0,47983)	1,4293*** (0,49349)	1,3032*** (0,47821)	1,4669*** (0,43132)	1,4668*** (0,44272)
Tamanho	-	-0,0702 (0,07551)	-	-	-	-	-0,0530 (0,08319)
Alavancagem	-	-	-0,0086* (0,00472)	-	-	-	-0,0084** (0,00423)
Liquidez	-	-	-	0,0575** (0,02071)	-	-	0,1338*** (0,02736)
Lucratividade	-	-	-	-	0,2182*** (0,04113)	-	0,2171*** (0,04174)
Idade	-	-	-	-	-	0,0012 (0,00402)	-0,0008 (0,00353)
Observações	6882	6870	6460	6320	6868	6882	5948
Log-Lik	-6610	-6582	-6194	-6069	-6558	-6610	-5651
Pseudo R2	0,0083	0,0125	0,0707	0,0894	0,0161	0,0083	0,1521
Sigma ²	2,3193 (0,28266)	2,4180 (0,30927)	2,2759 (0,27810)	2,2216 (0,28226)	2,3756 (0,28322)	2,3242 (0,28396)	2,1261 (0,29265)
M1_U	-4,1686 (0,20692)	-5,7327 (1,73142)	-4,1721 (0,20642)	-3,9999 (0,21767)	-4,1988 (0,20758)	-4,1147 (0,29574)	-5,0595 (1,95163)
M2_U	-1,2848 (0,15939)	-2,8303 (1,70346)	-1,2540 (0,15921)	-1,1199 (0,17387)	-1,3072 (0,15904)	-1,2308 (0,26935)	-2,1580 (1,92381)
M3_U	-0,0179 (0,15691)	-1,5579 (1,69793)	0,0211 (0,15806)	0,1203 (0,17175)	-0,0242 (0,15682)	0,3617 (0,26730)	-0,8902 (1,91483)
M4_U	1,6641 (0,16514)	0,1276 (1,70447)	1,7184 (0,16849)	1,7682 (0,17996)	1,6697 (0,16599)	1,7181 (0,27657)	0,8144 (1,91617)

Fonte: Elaboração própria.

Notas: (i) Variável dependente consiste no agrupamento de cinco perfis de crédito proposto a partir das 20 categorias de *rating*. (ii) Métrica de ajuste é Pseudo R2 de McFadden. (iii) Erro padrão robusto entre parênteses. (iv) Significância dos coeficientes: *** ($p < 0,01$), ** ($p < 0,05$), * ($p < 0,1$). (v) M_U se referem aos múltiplos limiares estimados para um modelo probit multinomial.

Essas evidências para Alavancagem e Liquidez também se confirmam nos modelos em que essas variáveis são as únicas características das firmas incluídas. No caso da Alavancagem, os coeficientes nos modelos (3) das Tabelas 13 e 14 são negativos e estatisticamente significativos. Para a Liquidez, os coeficientes nos modelos (4) das mesmas tabelas são positivos e também significativos. Assim, para essas duas dimensões, os resultados obtidos estão alinhados com os modelos teóricos e com evidências anteriores da literatura, mantendo-se robustos frente aos diversos testes realizados.

Todavia, observam-se diferenças notáveis entre os dois tipos de estimação nos modelos completos. No caso do modelo *pooled*, o coeficiente da dimensão Tamanho é positivo e significativo a 1%. Por outro lado, nos modelos com efeitos aleatórios, é o coeficiente da

variável Lucratividade que se mostra positivo e significativo a, pelo menos, 10%. Isso indica que, ao se considerar fontes de heterogeneidade não observada entre as firmas, o Tamanho deixa de apresentar significância em seu efeito positivo sobre a melhoria dos *ratings*, enquanto a Lucratividade passa a exercer influência relevante, evidenciando que a maior rentabilidade dos ativos e das operações das firmas se torna um diferencial relevante para a melhora do perfil de crédito.

Por último, observa-se, pelos valores de Pseudo R^2 de McFadden, que os modelos completos, comparativamente àqueles que consideram individualmente as características das firmas, apresentam ganhos de ajuste substancialmente superiores em relação ao modelo-base, que não possui regressores. Para as estimações *pooled*, os valores variam entre 0,1679 (Tabela D01) e 0,3426 (Tabela D02). De forma análoga, nas estimações com efeitos aleatórios, o modelo que utiliza as categorias Grau de Investimento e Grau Especulativo (Tabela D02) também apresenta o maior ganho de ajuste, com Pseudo R^2 igual a 0,2197.

5.2. Transmissão do risco soberano

Para a equação (4.5), nas especificações em que a variável resposta é representada pelo agrupamento proposto dos cinco perfis de crédito (Tabelas 15 e 16) ou pelas 20 categorias da StarMine sem qualquer reagrupamento (Tabela E01), observa-se que, nos modelos completos, os coeficientes da interação entre Liquidez e EMBI são positivos e significativos (no mínimo, a 10%). Além disso, entre as alternativas analisadas, apenas na estimação por efeitos aleatórios da Tabela E01 o coeficiente da variável de Liquidez isolada não é significativo. Nos demais casos, ele se mantém positivo e estatisticamente relevante.

Essas evidências reforçam que níveis mais elevados de liquidez são fundamentais para reduzir a probabilidade de deterioração no perfil de crédito, sobretudo em contextos de aumento do risco soberano, quando essa característica se torna ainda mais determinante para mitigar a vulnerabilidade das firmas. Em outras palavras, diante da elevação do risco-país, empresas com maior liquidez apresentam probabilidade ainda mais elevada de migração para perfis de crédito melhores, em comparação àquelas com menor liquidez. Nos modelos (3) das Tabelas 15 e 16, nos quais não se contabilizam as demais dimensões de heterogeneidade das firmas, o coeficiente de interação também permanece positivo e significativo.

Contudo, o resultado não se sustenta na especificação em que a variável dependente é representada apenas pelas categorias GI e GE (Tabela E02). Nesse caso, o coeficiente negativo e significativo da interação entre EMBI e Liquidez sugere que, em momentos de aumento do

risco soberano, firmas mais líquidas apresentam aumento na probabilidade de deterioração do perfil de crédito. Em contraste, empresas com baixa liquidez experimentam maior chance de elevação, o que é, à primeira vista, contraintuitivo.

A principal hipótese levantada é que, ao se adotar um agrupamento mais amplo, as transições avaliadas ficam restritas àquelas entre ratings situados nos limiares das classes GI e GE, como os casos intermediários de BBB e BB, que são representativos na amostra¹⁰. Assim, movimentos relevantes de transição deixam de ser captados, seja dentro de faixas de maior solvência, como de ‘AAA– para AA+’ ou ‘A– para BBB+’, seja em faixas mais vulneráveis, como de ‘BB– para B+’. Essa hipótese é reforçada pelos resultados das demais especificações, nas quais os perfis de crédito são mais segmentados.

Em relação à dimensão de Alavancagem, os resultados não se mantêm e, por isso, demandam melhor interpretação. Primeiramente, observa-se significância dos coeficientes, seja da variável isolada ou da interação com o EMBI, apenas nas estimações via *pooled* – com exceção do modelo com especificação dicotômica entre GI e GE. Isso sugere que esse canal de transmissão do risco soberano é significativo apenas quando não se controla por fontes de heterogeneidade não observada.

Em segundo lugar, o coeficiente da variável isolada torna-se positivo, o que sugere que, ao se considerar a transmissão do risco soberano por meio das características das firmas, o efeito direto de maiores níveis de alavancagem sobre as probabilidades de melhora no perfil de crédito passa a ser positivo. Uma hipótese para esse resultado é que, cientes de suas boas condições de solvência, as firmas podem assumir posições mais alavancadas, seja por meio da contração de novas dívidas ou da liquidação de ativos. Nesse contexto, pode haver falha na identificação do momento mais adequado para avaliar as condições de alavancagem, uma vez que o modelo considera apenas a primeira defasagem das variáveis explicativas. Para investigações futuras, faz-se necessário testar defasagens adicionais.

Em terceiro lugar, nas estimações via *pooled*, os coeficientes das interações entre EMBI e Alavancagem são negativos. Assim, mesmo que, individualmente, o aumento da alavancagem em $t-1$ esteja associado a maiores chances de upgrade no período seguinte, em momentos de aumento do risco soberano, posições mais alavancadas reduzem essa probabilidade de melhora no perfil de crédito.

¹⁰ Calculando-se a média trimestral do percentual da firmas em cada *rating* da Starmine, tem-se que as classificações BBB+, BBB e BBB- (compõem o *rating* BBB da S&P) correspondem, em média, a 28% da amostra, enquanto as classificações BB+, BB e BB- (compõem o *rating* BB da S&P) correspondem a 21%.

Tabela 15 – Vetores de heterogeneidade na transmissão do risco soberano (*Pooled*).

Estimação	POOLED					
Modelo	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
EMBI	0,0031* (0,00171)	-0,0008*** (0,00023)	-0,0011*** (0,00025)	-0,0008*** (0,00021)	-0,0010*** (0,00030)	0,0001 (0,00330)
VIX	-0,0070* (0,00375)	-0,0045 (0,00419)	-0,0068* (0,00402)	-0,0071* (0,00369)	-0,0066* (0,00366)	-0,0063** (0,00255)
IBC-Br, Δ%	0,8250*** (0,26961)	1,0403*** (0,28513)	0,8582*** (0,28860)	0,7902*** (0,27147)	0,8525*** (0,26889)	1,0494** (0,45563)
Tamanho	0,0899** (0,03535)	-	-	-	-	0,1403*** (0,04295)
Alavancagem	-	0,0631** (0,02899)	-	-	-	0,0355** (0,01738)
Liquidez	-	-	0,0465 (0,02930)	-	-	0,0713** (0,03558)
Lucratividade	-	-	-	0,1251*** (0,02465)	-	0,0695 (0,08837)
Idade	-	-	-	-	-0,0013 (0,00207)	-0,0010 (0,00241)
EMBI x Tamanho	-0,0002** (0,00008)	-	-	-	-	-0,0001 (0,00014)
EMBI x Alavancagem	-	-0,0004** (0,00016)	-	-	-	-0,0002*** (0,00007)
EMBI x Liquidez	-	-	0,0001* (0,00008)	-	-	0,0005*** (0,00012)
EMBI x Lucratividade	-	-	-	-0,0002** (0,00010)	-	-0,0002 (0,00029)
EMBI x Idade	-	-	-	-	2,5e-06 (0,00000)	8,5e-06 (0,00000)
Observações	6870	6460	6320	6868	6882	5948
Log-Lik	-9561	-8832	-8626	-9570	-9598	-7694
Pseudo R2	0,0061	0,0819	0,1033	0,0052	0,0023	0,2002
M1_U	-0,3429 (0,78033)	-2,2953 (0,14049)	-2,2162 (0,14401)	-2,3106 (0,13160)	-2,3678 (0,17640)	0,7458 (0,99237)
M2_U	1,2572 (0,79568)	-0,6509 (0,10052)	-0,6019 (0,11375)	-0,7215 (0,09426)	-0,7808 (0,14232)	2,5032 (0,99247)
M3_U	1,9766 (0,79395)	0,0795 (0,09120)	0,1151 (0,10972)	-0,0025 (0,08687)	-0,0646 (0,13646)	3,2741 (0,99278)
M4_U	2,9019 (0,80515)	1,0558 (0,10023)	1,0653 (0,12428)	0,9259 (0,09851)	0,8634 (0,14461)	4,3294 (0,99303)

Fonte: Elaboração própria.

Notas: (i) Variável dependente consiste no agrupamento de cinco perfis de crédito proposto a partir das 20 categorias de *rating*. (ii) Métrica de ajuste é Pseudo R2 de McFadden. (iii) Erro padrão robusto entre parênteses. (iv) Significância dos coeficientes: *** ($p < 0,01$), ** ($p < 0,05$), * ($p < 0,1$). (v) M_U se referem aos múltiplos limiares estimados para um modelo probit multinomial.

No que diz respeito às demais dimensões, a variável Idade permanece não significativa, tanto como influência direta sobre as probabilidades de melhora ou piora das classificações de crédito quanto como vetor de transmissão do risco soberano, independentemente da especificação do modelo ou da forma de estimação. No caso da Lucratividade, para os modelos com efeitos aleatórios, o coeficiente da variável isolada permanece positivo e significativo, reforçando os indícios de que níveis mais altos de lucratividade podem estar associados à elevação do perfil de crédito das firmas. No entanto, conforme mostram os resultados das Tabelas 15, 16, E01 e E02, essa dimensão não se revelou ativa na transmissão do risco soberano. Finalmente, para a

dimensão de Tamanho, observa-se que apenas o coeficiente da variável isolada é significativo, e somente nas estimações via *pooled*. Em suma, não há evidências suficientemente consistentes para sustentar uma interpretação robusta quanto ao papel das dimensões de Tamanho e Lucratividade na transmissão do risco soberano.

Portanto, há evidências de que duas dimensões de heterogeneidade atuam como canais de transmissão do aumento do risco soberano sobre o risco de crédito corporativo. De forma mais robusta, verifica-se que condições de maior liquidez em momentos de elevação do risco-país diminuem a probabilidade de rebaixamento das classificações de crédito. De maneira menos uniforme, mas ainda significativa, há indícios de que firmas mais alavancadas experimentam aumento na probabilidade de deterioração das condições de solvência em contextos de maior risco soberano.

Com respeito às variáveis macroeconômicas, outros resultados também merecem destaque. O primeiro é a permanência da significância do coeficiente do IBC-Br, reforçando a evidência de que níveis mais elevados da atividade econômica doméstica impactam positivamente no perfil de crédito das empresas. O segundo é o ganho generalizado de significância do coeficiente da variável de risco internacional (VIX), sinalizando que, ao se considerar a transmissão do risco soberano sobre as classificações de crédito das firmas por meio de suas características específicas, o risco internacional passa a exercer influência negativa sobre as probabilidades de melhoria nas condições de solvência das firmas.

Por outro lado, embora, na maioria dos modelos que incluem apenas uma interação entre o EMBI e as características das firmas, o coeficiente do EMBI permaneça negativo e significativo, nos modelos completos ele perde significância, tanto nas estimações via *pooled* quanto nas de efeitos aleatórios. Isso não indica, necessariamente, que o risco soberano deixou de influenciar as classificações de crédito das firmas, mas sugere que as interações com as dimensões de heterogeneidade capturaram os efeitos anteriormente atribuídos ao EMBI. Assim, essas interações parecem ser capazes de refletir a influência do risco-país sobre o perfil de crédito das empresas brasileiras.

Tabela 16 – Vetores de heterogeneidade na transmissão do risco soberano (Efeitos Aleatórios).

Estimação	EFEITOS ALEATÓRIOS					
Modelo	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
EMBI	0,0043 (0,00312)	-0,0015*** (0,00039)	-0,0018*** (0,00043)	-0,0015*** (0,00037)	-0,0018*** (0,00053)	-0,0014 (0,00371)
VIX	-0,0119* (0,00662)	-0,0116* (0,00689)	-0,0125* (0,00700)	-0,0139** (0,00669)	-0,0128** (0,00599)	-0,0133*** (0,00308)
IBC-Br, Δ%	1,5113*** (0,47566)	1,6648*** (0,47979)	1,4272*** (0,49365)	1,3128*** (0,47869)	1,4660*** (0,43154)	1,4698*** (0,50526)
Tamanho	0,0061 (0,08504)	-	-	-	-	-0,0379 (0,06201)
Alavancagem	-	0,0151 (0,01925)	-	-	-	0,0145 (0,02044)
Liquidez	-	-	0,0072 (0,02832)	-	-	0,0647* (0,03882)
Lucratividade	-	-	-	0,3479*** (0,04624)	-	0,3509*** (0,10394)
Idade	-	-	-	-	-0,0007 (0,00484)	-0,0031 (0,00255)
EMBI x Tamanho	-0,0003* (0,00014)	-	-	-	-	-0,0001 (0,00016)
EMBI x Alavancagem	-	-0,0001 (0,00012)	-	-	-	-0,0001 (0,00001)
EMBI x Liquidez	-	-	0,0002** (0,00007)	-	-	0,0003* (0,00014)
EMBI x Lucratividade	-	-	-	-0,0004** (0,00019)	-	-0,0005 (0,00034)
EMBI x Idade	-	-	-	-	6,4e-06 (0,00000)	-1,3e-05 (0,00000)
Observações	6870	6460	6320	6868	6882	5948
Log-Lik	-6579	-6193	-6065	-6556	-6609	-5646
Pseudo R2	0,0129	0,0708	0,0900	0,0164	0,0084	0,1529
Sigma ²	2,4200 (0,30970)	2,2604 (0,27814)	2,2187 (0,28195)	2,3774 (0,28346)	2,3250 (0,28392)	2,1114 (0,24857)
M1_U	-4,0466 (1,93916)	-4,1621 (0,20649)	-4,1179 (0,22656)	-4,1973 (0,20731)	-4,2039 (0,31738)	-5,0398 (1,42774)
M2_U	-1,1456 (1,91456)	-1,2427 (0,15858)	-1,2345 (0,18338)	-1,3054 (0,15898)	-1,3196 (0,30009)	-2,1319 (1,42569)
M3_U	0,1281 (1,90606)	0,0323 (0,15743)	0,0065 (0,18184)	-0,0218 (0,15715)	-0,0526 (0,29977)	-0,8632 (1,42525)
M4_U	1,8134 (1,91784)	1,7294 (0,16783)	1,6547 (0,18838)	1,6719 (0,16661)	1,6297 (0,30921)	0,8407 (1,42383)

Fonte: Elaboração própria.

Notas: (i) Variável dependente consiste no agrupamento de cinco perfis de crédito proposto a partir das 20 categorias de *rating*. (ii) Métrica de ajuste é Pseudo R2 de McFadden. (iii) Erro padrão robusto entre parênteses. (iv) Significância dos coeficientes: *** ($p < 0,01$), ** ($p < 0,05$), * ($p < 0,1$). (v) M_U se referem aos múltiplos limiares estimados para um modelo probit multinomial.

5.3. A pandemia do COVID-19

Constatado que as dimensões de Alavancagem e Liquidez, em especial esta última, são fundamentais para avaliar o nível de vulnerabilidade das firmas, o próximo passo consiste em investigar possíveis mudanças na direção e na intensidade da influência dessas características no contexto pós-pandêmico. A Tabela 17 apresenta os resultados da estimação da equação (4.6), com base nas estimações *pooled* e de efeitos aleatórios.

Tabela 17 – Impacto da pandemia do COVID-19 nos vetores de transmissão do risco soberano

Modelo	POOLED	EFEITOS ALEATÓRIOS
EMBI	0,0001 (0,00331)	-0,0008 (0,00373)
VIX	-0,0092** (0,00452)	-0,0147*** (0,00496)
IBC-Br, Δ%	0,8963* (0,48914)	1,4021*** (0,53764)
Tamanho	0,1435*** (0,04302)	-0,0147 (0,06251)
Alavancagem	0,0166 (0,01746)	0,0112** (0,02033)
Liquidez	0,0773** (0,03549)	0,0821** (0,03986)
Lucratividade	0,0633 (0,08889)	0,4044*** (0,10733)
Idade	-0,0015 (0,00241)	-0,0055 (0,00443)
EMBI x Tamanho	-0,0001 (0,00014)	-0,0001 (0,00016)
EMBI x Alavancagem	-0,0001* (0,00007)	-0,0001 (0,00009)
EMBI x Liquidez	0,0004*** (0,00012)	0,0001 (0,00014)
EMBI x Lucratividade	-0,0003 (0,00030)	-0,0003 (0,00034)
EMBI x Idade	1,9e-06 (0,00000)	3,2e-06 (0,00000)
COVID x Tamanho	-0,0194*** (0,00350)	-0,0273*** (0,00399)
COVID x Alavancagem	-0,0452*** (0,01312)	-0,0410*** (0,01570)
COVID x Liquidez	0,0848*** (0,01855)	0,0739*** (0,02112)
COVID x Lucratividade	0,0595** (0,02576)	-0,0777** (0,03956)
COVID x Idade	0,6828*** (0,00094)	0,0102*** (0,00101)
Observações	5948	5948
Log-Lik	-7652	-5589
Pseudo R2	0,2046	0,1614
Sigma ²	-	2,1174 (0,24765)
M1_U	0,7524 (0,99489)	-4,5991 (1,44713)
M2_U	2,5215 (0,99502)	-1,6623 (1,44543)
M3_U	3,2999 (0,99533)	-0,3735 (1,44502)
M4_U	4,3654 (0,99559)	1,3566 (1,44396)

Notas: (i) Variável dependente consiste no agrupamento de cinco perfis de crédito proposto a partir das 20 categorias de *rating*. (ii) Métrica de ajuste é Pseudo R2 de McFadden. (iii) Erro padrão robusto entre parênteses. (iv) Significância dos coeficientes: *** (p < 0,01), ** (p < 0,05), * (p < 0,1). (v) M_U se referem aos múltiplos limiares estimados para um modelo probit multinomial.

Fonte: Elaboração própria.

Observa-se, inicialmente, que todos os coeficientes das interações entre as variáveis das firmas e a *dummy* de COVID são estatisticamente significativos. Todavia, em ambas as estimações, o coeficiente da variável de risco soberano (EMBI) não apresenta significância estatística. Esse

resultado pode estar associado à definição conservadora da variável COVID. Ao atribuir valor igual a 1 para todos os trimestres após o segundo semestre de 2020, a *dummy* possivelmente absorveu parte relevante da variabilidade do EMBI no período, reduzindo sua capacidade explicativa. Por um lado, essa escolha visava ampliar o recorte temporal da pandemia, com o intuito de considerar períodos mais longos de mudanças nos perfis de crédito das firmas, o que forneceria maior consistência à análise; por outro, pode ter reduzido a variabilidade do risco soberano capturada pelo modelo.

Ainda assim, particularmente nos modelos *pooled*, as interações EMBI x Liquidez e EMBI x Alavancagem permanecem significativas, mantendo os sinais identificados nas seções anteriores: positivo para a primeira e negativo para a segunda. Ou seja, mesmo considerando os impactos de inserir no modelo a dinâmica específica da amostra no período pós-pandêmico, essas duas características seguem atuando como vetores relevantes na transmissão do risco soberano sobre as classificações de crédito. Individualmente, a variável Liquidez também se mantém positiva e estatisticamente significativa em ambas as estimações, reforçando um dos principais achados desta pesquisa: a liquidez exerce papel central na redução da vulnerabilidade das condições de solvência das firmas brasileiras de capital aberto, especialmente em momentos de maior volatilidade macroeconômica.

Em relação aos coeficientes de interação entre as variáveis das firmas e a *dummy* de COVID, a análise se concentrará nas dimensões que apresentaram evidências mais robustas ao longo deste capítulo: Liquidez e Alavancagem. Para a primeira, o coeficiente positivo e significativo a 1% sinaliza que sua influência benéfica sobre a probabilidade de melhoria do perfil de crédito se intensificou no período pós-pandêmico, indicando que, nesse momento, a característica de elevada liquidez se tornou ainda mais relevante, quando comparada ao período anterior à pandemia.

Já para a segunda, observou-se que a condição de maior alavancagem se tornou mais sensível após março de 2020, de modo que o aumento da razão entre dívida total e ativos totais implicava em elevação mais expressiva das probabilidades de deterioração do perfil de crédito. No âmbito da dimensão macroeconômica, os resultados da Tabela 17 corroboram o que foi identificado na seção anterior: o impacto negativo do aumento no risco internacional (VIX) e o impacto positivo da atividade econômica doméstica sobre as probabilidades de elevação das classificações de risco.

6. CONCLUSÕES

Esta dissertação se ancora na literatura econômica que combina perspectivas teóricas e empíricas sobre o risco de crédito corporativo (Pesaran *et al.*, 2005; Bystrom *et al.*, 2005; Hanson *et al.*, 2008; Cevik e Miryugin, 2021). O enquadramento de períodos de elevação do risco soberano é justificado pelas evidências que os associam negativamente com a atividade econômica (Arellano *et al.*, 2017; Ferreira e Valério, 2022), com impactos relevantes sobre a dinâmica do crédito e as probabilidades de inadimplência (Auel e Mendonça, 2011; Tavares *et al.*, 2013; Durigan *et al.*, 2018). As análises realizadas, especialmente por meio das Figuras 02 e 03, mostram que os momentos de deterioração das condições de solvência das firmas brasileiras coincidem com aumentos no risco soberano, representado pelo EMBI+ BR.

Nesse contexto, foi possível delimitar três ciclos distintos de deterioração do risco de crédito corporativo no Brasil: o primeiro entre o final de 2014 e o início de 2016, refletindo a recessão econômica do período; o segundo ao longo de 2020, com a eclosão da pandemia de COVID-19; e o terceiro, a partir de julho de 2021, ainda no contexto pandêmico. Adicionalmente, os resultados indicam que diferentes setores da economia brasileira responderam de maneira assimétrica a episódios de volatilidade macroeconômica. O setor de Consumo Cíclico foi um dos mais impactados pela pandemia, enquanto o segmento de Bens Industriais apresentou a maior ampliação relativa de classificações de risco mais vulneráveis entre 2014 e 2016.

Com base nesses resultados, a dissertação buscou preencher uma lacuna na literatura sobre heterogeneidade de firmas e risco de crédito: a escassez de estudos que, a partir da sistematização de diferentes episódios de instabilidade macroeconômica, investiguem como o risco soberano afeta o risco de crédito corporativo, considerando múltiplas dimensões de heterogeneidade das firmas. Para isso, foi estimado um modelo probit ordenado multinomial com dados em painel, a partir de informações trimestrais de empresas brasileiras de capital aberto entre 2014 e 2023. O objetivo central foi avaliar como características específicas às empresas brasileiras modulam a transmissão do risco soberano para as suas classificações de crédito.

A abordagem proposta, ancorada em evidências da literatura, contempla cinco dimensões de heterogeneidade: tamanho, alavancagem, liquidez, lucratividade e idade. Os resultados mostram que as dimensões de alavancagem e liquidez exercem influência direta sobre as classificações de risco de crédito corporativo, com robustez verificada em diferentes especificações. No caso brasileiro, portanto, firmas com menor alavancagem e maior liquidez

apresentaram maior probabilidade de melhora na classificação, enquanto níveis elevados de risco soberano estiveram associados a maiores chances de deterioração das condições de solvência das empresas.

No que diz respeito à transmissão do risco soberano, essas características continuam relevantes. Contudo, a dimensão da liquidez foi a única que se manteve estatisticamente significativa de forma robusta, mesmo sob diferentes definições da variável de classificação de risco – das mais agregadas às mais segmentadas – e distintos modelos de estimação, como modelos com dados empilhados e com efeitos aleatórios. Com isso, foi possível evidenciar que, em contextos de aumento do risco soberano, firmas mais líquidas têm menor probabilidade de rebaixamento de sua classificação de risco. Adicionalmente, verificou-se que, no período pós-COVID-19, a liquidez ganhou ainda mais protagonismo como fator de mitigação da vulnerabilidade frente à volatilidade macroeconômica, o que é compatível com o cenário de crise global de liquidez vivenciado naquele período (Von Allmen *et al.*, 2020)

Apesar dos avanços, a pesquisa também enfrentou limitações que abrem espaço para futuras contribuições. Em primeiro lugar, embora a amostra total compreenda 302 empresas, a distribuição setorial desequilibrada impôs restrições à inclusão de variáveis específicas por setor nos modelos econométricos. Em segundo lugar, há espaço para o aprimoramento das estimações, especialmente ao contornar o problema dos parâmetros incidentais na estimação de modelos probit com efeitos fixos em painel, o que permitiria capturar de maneira mais precisa fontes de heterogeneidade não observada. Em terceiro lugar, exercícios que consideram defasagens maiores para as variáveis explicativas, para além da primeira, podem endereçar melhor o momento mais adequado de se avaliar as características das firmas. Por fim, a forma como se definiu o período pandêmico por meio de uma *dummy* binária pode ter absorvido parte da variabilidade associada ao risco soberano, indicando a necessidade de abordagens alternativas que desagreguem melhor os efeitos da pandemia.

BIBLIOGRAFIA

- ACHARYA, V.; BHARATH, S.; SRINIVASAN, A. **Does industry-wide distress affect defaulted firms? Evidence from creditor recoveries.** *Journal of Financial Economics*, 85, 787-821, 2007.
- ALTER, A.; ELEKDAG, S. **Emerging market corporate leverage and global financial conditions.** *Journal of Corporate Finance*, V. 62, 101590, 0929-1199, 2020.
- ALTMAN, E. **Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy.** *Journal of Finance*, 23, 589-609, 1968.
- ALTMAN, E.; RIJKEN, H. A. **How rating agencies achieve rating stability.** *Journal of Banking & Finance*, V. 28, Issue 11, 2679-2714, 2004.
- ARELLANO, C.; BAI, Y.; BOCOLA, L. **Sovereign default risk and firm heterogeneity.** *National Bureau of Economic Research, Working Paper 23314*, 2017.
- ATHIRA, A.; RAMESH, K. V.; SINU, M. **COVID-19 pandemic and firm performance: an empirical investigation using a cross-country sample.** *IIMB Management Review*, V. 36, Issue 3, 269-281, 2024.
- AUEL, M. C.; MENDONÇA, H. F. **Macroeconomic relevance of credit channels: Evidence from an emerging economy under inflation targeting.** *Economic Modelling*, p. 965–979, 2011.
- AUGUSTIN, P.; BOUSTANIFAR, H.; BRECKENFELDER, J.; SCHNITZLER, J. **Sovereign to corporate risk spillovers.** *Journal of Money, Credit and Banking*. V. 50, Issue 5, p. 857-891, 2018.
- AUGUSTIN, P.; SOKOLOVSKI, V.; SUBRAHMANYAM, M. G.; TOMIO, D. **In sickness and in debt: the COVID-19 impact on sovereign credit risk.** *Journal of Financial Economics*, 143 (3), 1251-1274, 2022.
- BARBOSA FILHO, F. H. **A Crise Econômica de 2014/2017.** *Estudos Avançados*, v. 31, p. 51, 2017.
- BEAVER, W. **Financial ratios as predictors of bankruptcy.** *Journal of Accounting Research*, 6, 71-102, 1966.

- BEAVER, W. **Market prices, financial ratios and the prediction of failure.** Journal of Accounting Research, 8, 170-192, 1968.
- BERARDI, A.; CIRAIOLO, S.; TROVA, M. **Predicting default probabilities and implementing trading strategies for emerging markets bond portfolios.** Emerging Markets Review 5, 447-469, 2004.
- BERNARD, A. B.; DHYNE, E.; MAGERMAN, G., MANOVA, K., MOXNES, A. **The origins of firm heterogeneity: a production network approach.** Journal of Political Economy, 130 (7), 1765-1804, 2022.
- BLACK, F.; SCHOLES, M. **The pricing of options and corporate liabilities.** Journal of Political Economy, 81, 637-654, 1973.
- BORNSTEIN, G.; MARTINEZ, L. **Financial frictions and firm exit.** EconNet Seminar, Inter-American Development Bank, Washington, D. C., United States of America, 2023.
- BOTTERO, M.; LENZU, S.; MEZZANOTTI, F. **Sovereign debt exposure and the bank lending channel: impact on credit supply and the real economy.** Working Paper Bank of Italy, 2016.
- BRISSIMIS, S. N.; DELIS, M. D. **Bank heterogeneity and monetary policy transmission.** Bank of Greece Working Paper, 2010.
- BYSTROM, H. **The market's view on the probability of banking sector failure: cross-country comparisons.** Journal of International Financial Markets, Institutions and Money, 14, 419-438, 2004.
- BYSTROM, H.; WORASINCHAI, L.; CHONGSITHIPOL, S. **Default risk, systematic risk and Thai firms before, during and after the Asian crisis.** Research in International Business and Finance, 19, 95-110, 2005.
- BYSTROM, H. **Credit risk in a pandemic.** The Journal of Fixed Income, 31(2), 48-67, 2021.
- CARTY, L.V. **Moody's rating migration and credit quality correlation, 1920–1996.** Special comment, Moody's Investors Service, New York, 1997.
- CAVALLO, E. A.; VALENZUELA, P. **The determinants of corporate risk in emerging markets: an option-adjusted spread analysis.** IDB Working Paper No. 504, 2007.

- CEREZO, A. F.; GONZALEZ, B.; PEINADO, M. I.; MORAL-BENITO, E. **Firm-level heterogeneity in the impact of the COVID-19 pandemic**. *Applied Economics*, 55 (42), 4946-4974, 2022.
- CEVIK, S.; MIRYUGIN, F. **Pandemics and firms: drawing lessons from history**. International Monetary Fund, Working Paper No. 2020/276, 2021.
- CLARE, A.; PRIESTLEY, R. **Risk factors in the Malaysian stock market**. *Pacific-Basin Finance Journal*, 6, 103-114, 1998.
- CLOYNE J.; FERREIRA, C; FROEMEL, M.; SURICO, P. **Monetary Policy, Corporate Finance, and Investment**. *Journal of the European Economic Association*, V. 21, Issue 6, 2586–2634, 2023.
- COASE, R. H. **The nature of the firm**. *Economica*, New Series, V. 4, No. 16, 386-405, 1937.
- COLARES, A. C. V.; CABRAL, M. T. M.; VIEIRA, I. S. A.; SILVA, T. A. **Impactos da pandemia de COVID-19 na perda estimada para crédito de liquidação duvidosa de instituições financeiras**. *PISTA: Periódico Interdisciplinar [Sociedade Tecnologia Ambiente]*, V. 3, N°1, 2021.
- DENG, M.; LIU, C. **Sovereign risk and intangible investment**. *Journal of International Economics*, V. 152, 104009, 2024.
- DIETSCH, M.; PETEY, J. **Should SME exposures be treated as retail or corporate exposures? A comparative analysis of default probabilities and asset correlations in French and German SMEs**. *Journal of Banking and Finance*, 28, 773-788, 2004.
- DUFFIE, D.; SAITA, L.; WANG, K. **Multi-period corporate default prediction with stochastic covariates**. *Journal of Financial Economics*, 83 (3), 635-665, 2007.
- DURIGAN, C. A.; SAITO, A. T.; BERGMANN, D. R.; FOUTO, N. M. M. D. **Fatores macroeconômicos, indicadores industriais e o spread bancário no Brasil**. *Revista De Ciências da Administração*, 20(51), 26–41, 2018.
- EICHENBAUM, M.; REBELO, S.; TRABANDT. M; KOIJEN, R. **The macroeconomics of epidemics**. *The Review of Financial Studies*, V. 34 (11), 5149-5187, 2021.

ERICKSON, I.; BOONE, G.; LAWSON, D. **StarMine Structural Credit Risk Model: overview and global performance**. StarMine white paper, 2012.

EUGÊNIO, A. S. **Trade-Off inflação-desemprego e bem-estar subjetivo no Brasil**. Orientador: Sidney Martins Caetano. Dissertação de Mestrado em Economia Aplicada. Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora, 2016.

FAHLENBRACH, R.; RAGETH, K.; STULZ, R. M. **How valuable is financial flexibility when revenue stops? Evidence from the COVID-19 crisis**. The Review of Financial Studies V. 34 (11), 5474-5521, 2021.

FEENSTRA, R. C. **Restoring the product variety and pro-competitive gains from trade with heterogeneous firms and bounded productivity**. NBER Working Paper 19833, 2014.

FRANÇOIS, P. **The determinants of market-implied recovery rates**. HEC Montréal, Risks, 7, 57, 2019.

FERREIRA, M. S.; VALÉRIO, A. C. **Global shocks in emerging economies: An empirical investigation**. Revista Brasileira de Economia, v. 76, n. 3, p. 315-348, 2022.

GENNAIOLI, N.; ALBERTO, M.; ROSSI, S. **Sovereign default, domestic banks, and financial institutions**. The Journal of Finance 69 (2): 819–866, 2014.

GREENE, W. H. **Econometric Analysis**. Prentice-Hall, New York, 1997.

GREENE, W. H. **The Bias of the fixed effects estimator in nonlinear models**. Unpublished Manuscript, Stern School of Business, NYU, 29, 2002.

GREENE, W. H.; HENSHER, D. A. **Modeling ordered choices: a primer**. Cambridge University Press, 2010.

HADDAD, V.; MOREIRA, A.; MUIR, T. **When selling becomes viral: disruptions in debt markets in the COVID-19 crisis and the FED's response**. The Review of Financial Studies 34 (11), 2021.

HANSON, S.G.; PESARAN M.; SCHUERMANN, T. **Firm heterogeneity and credit risk diversification**. Journal of Empirical Finance, V. 15, Issue 4, 2008.

HART, P. E.; PRAIS, S. J. **The analysis of business concentration: a statistical approach.** Journal of the Royal Statistical Society, V. 119, No. 2, 150-191, 1956.

HOPENHAYN, H. **Entry, exit, and firm dynamics in long run equilibrium.** Econometrica, V. 60, No. 5, 1127-1150, 1992.

HOTTMAN, C. J.; REDDING, S. J.; WEINSTEIN, D. E. **Quantifying the sources of firm heterogeneity.** The Quarterly Journal of Economics, Oxford University Press, V. 131 (3), 1291-1364, 2016.

HU, S.; ZHANG, Y. **COVID-19 pandemic and firm performance: cross-country evidence.** International Review of Economics & Finance, V. 74, 365-372, 2021.

HYMER, S.; PASHIGIAN, P. **Firm size and rate growth.** Journal of Political Economy, V. 70, No. 6, 556-569, 1962.

JOVANOVIĆ, B. **Selection and the evolution of industry.** Econometrica, 50 (3), 649-670, 1982.

KARGAR, M.; LESTER, B.; LIDSAY, D.; LIU, S.; WEILL, P-O.; ZUNIGA, D. **Corporate bond liquidity during the COVID-19 crisis.** The Review of Financial Studies V. 34 (11), 5352-5401, 2021.

KERMACK, W.; MCKENDRICK, A. **A contribution to the mathematical theory of epidemics.** Proceedings of the Royal Society of London, Series A 115:700-721, 1927.

KHAN, S. U. **Financing constraints and firm-level responses to the COVID-19 pandemic: international evidence.** Research in International Business and Finance, 59, 2022.

KOULOURLIDI E., KUMAR S.; NARIO, L.; PEPANIDES, T.; VETTORI, M. **Managing and monitoring credit risk after the COVID-19 pandemic.** McKinsey and Company, 2020.

KRUGMAN, P. R. **Scale economies, product differentiation, and the pattern of trade.** American Economic Review, 70, 950-959, 1980.

KUNZ, J.; STAUB, K.; WINKELMANN, R. **Estimating fixed effects: perfect prediction and bias in binary response panel models, with an application to the Hospital Readmissions Reduction Program.** Institution of Labor Economics (IZA) Discussion Papers, No. 11182, 2017.

LUCAS, R. E. **On the size distribution of business firms.** Bell Journal of Economics, V. 9, Issue 2, 508-523, 1978.

LUTTMER, E. G. J. **Models of growth and firm heterogeneity.** Annual Review of Economics, V. 2, 547-576, 2010.

MACEDO, H. F.; GUIMARÃES, A. L. S.; CARDOSO, V. S.; LIMA, J. C. C. O. **Assessing country risk: a PD model based on credit ratings.** 13th FRAP – Finance, Risk and Accounting Perspectives Conference, University of Cambridge, England, 2013.

MANNE, H. G. **Mergers and the market corporate control.** Journal of Political Economy, V. 73, No 2, 110-120, 1958.

MANOVA, K.; ZHANG, Z. **Export prices across firms and destinations.** Quarterly Journal of Economics, 127, 379-436, 2012.

MELITZ, M. **The Impact of trade on intra-industry reallocations and aggregate industry productivity.** Econometrica, V. 71, No. 6, 1695-1725, 2003.

MCKELVEY, R. D.; ZAVOINA, W. **A statistical model for the analysis of ordinal level dependent variables.** Journal of Mathematical Sociology, Taylor & Francis, V. 4, No. 1, 103-120, 1975.

MERTON, R. **On the pricing of corporate debt: the risk structure of interest rates.** Journal of Finance, V. 29, 449-470, 1974.

NICKELL, P.; PERRAUDIN, W.; VAROTTO, S. **Stability of rating transitions.** Journal of Banking & Finance, 24, 203-227, 2000.

O'HARA, M.; ZHOU, X. A. **Anatomy of a liquidity crisis: corporate bonds in the COVID-19 crisis.** Journal of Financial Economics. 142 (1), 46-68, 2021.

OTTONELLO, P.; WINBERRY, T. **Financial Heterogeneity and the Investment Channel of Monetary Policy.** Econometrica, V. 88, No. 6, 2473-2502, 2020.

PAIVA, G. L.; FERREIRA, M. S. **Uma nota sobre o canal de tomada de risco da política monetária com evidências para o Brasil.** Revista Brasileira de Economia, V. 76, No. 2, abr-jun: 2022.

TAVARES, D. P.; CALDAS MONTES, G.; DE CARVALHO GUILLÉN, O. T. **Transmissão da política monetária pelos canais de tomada de risco e de crédito: Uma análise considerando os seguros contratados pelos bancos e o spread de crédito no Brasil.** Revista Brasileira de Economia (RBE), v.3, n. 67, p. 337-353, 2013.

PESARAN, M.; SCHUERMANN, T.; WEINER, S. **Modeling Regional Interdependencies using a Global Error-Correcting Macroeconometric Model.** Journal of Business & Economic Statistics 22, 129-162 and 175-181, 2004.

PESARAN, M.; TREUTLER, B-J.; SCHUERMANN, T. **The role of industry, geography and firm heterogeneity in credit risk diversification.** Working Paper 0525, Institute of Economic Policy Research, University of Southern California, 2005.

PESARAN, M.; SCHUERMANN, T.; TREUTLER, B-J.; WEINER, S. **Macroeconomic dynamics and credit risk: a global perspective.** Journal of Money, Credit and Banking, V. 38, No. 5, 1211-126, 2006.

ROSS, S. A. **The arbitrage theory of capital asset pricing.** Journal of Economic Theory, 13, 341-360, 1976.

SILVA, E. B. **Modelos Dinâmicos de Resposta Binária para Dados em Pannel.** Orientadora: Prof. Dra. Maria Aparecida de Paiva Franco. Dissertação de Mestrado em Estatística. Universidade Federal de São Carlos, São Carlos, 2010.

SIMON, H. E.; BONINI, C. P. **The size distribution of business firms.** The American Economic Review, V. 48, No. 4, 607-617, 1958.

STIGLITZ, J. E.; WEISS, A. **Credit rationing in markets with imperfect information.** The American Economic Review, V. 71, No. 3, 393-410, 1981.

TABAK, B. M.; LUDUVICE A. V. D.; CAJUEIRO, D. O. **Modeling default probabilities: the case of Brazil.** Journal of International Financial Markets, Institutions and Money, Volume 21, Issue 4, 513-534, 2011.

TELG, S.; DUBINOVA A.; LUCAS, A. **Covid-19, credit risk management modeling, and government support.** Journal of Banking & Finance, 147, 2023.

VINER, J. **Cost curves and supply curves.** Journal of Economics, V. 3, 23-46, 1932.

VON ALLMEN, U. E.; JEASAKUL, P.; KANG, H.; KHERA, P. **Macrofinancial considerations for assessing the impact of the COVID-19 pandemic**. Special Series on COVID-19, International Monetary Fund, 2020.

WOOLDRIDGE, J. M. **Econometric analysis of cross section and panel data**. MIT press, 2010.

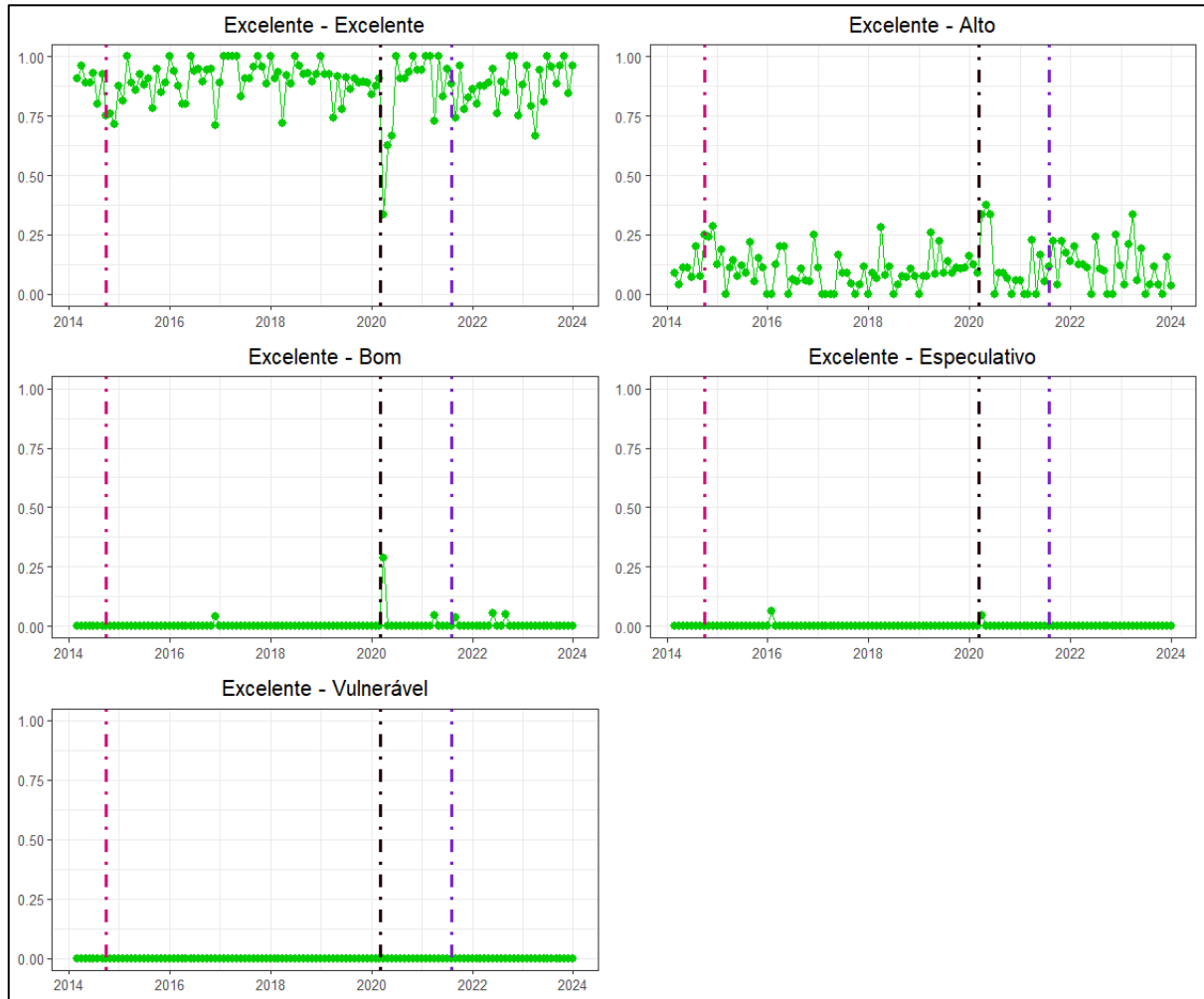
YAN, X.; Li, Y.; BOONE, G. **StarMine Combined Credit Risk Model: overview and global performance**. StarMine White Papers, 2014.

YEAPLE, S. R. **A simple model of firm heterogeneity, international trade, and wages**. Journal of International Economics, V. 65, Issue 1, 1-20, 2005.

YIN J.; HAN, B.; WONG, H. **COVID-19 and credit risk: a long memory perspective**. Insurance: Mathematics and Economics, 104, 15-34, 2022.

APÊNDICE A

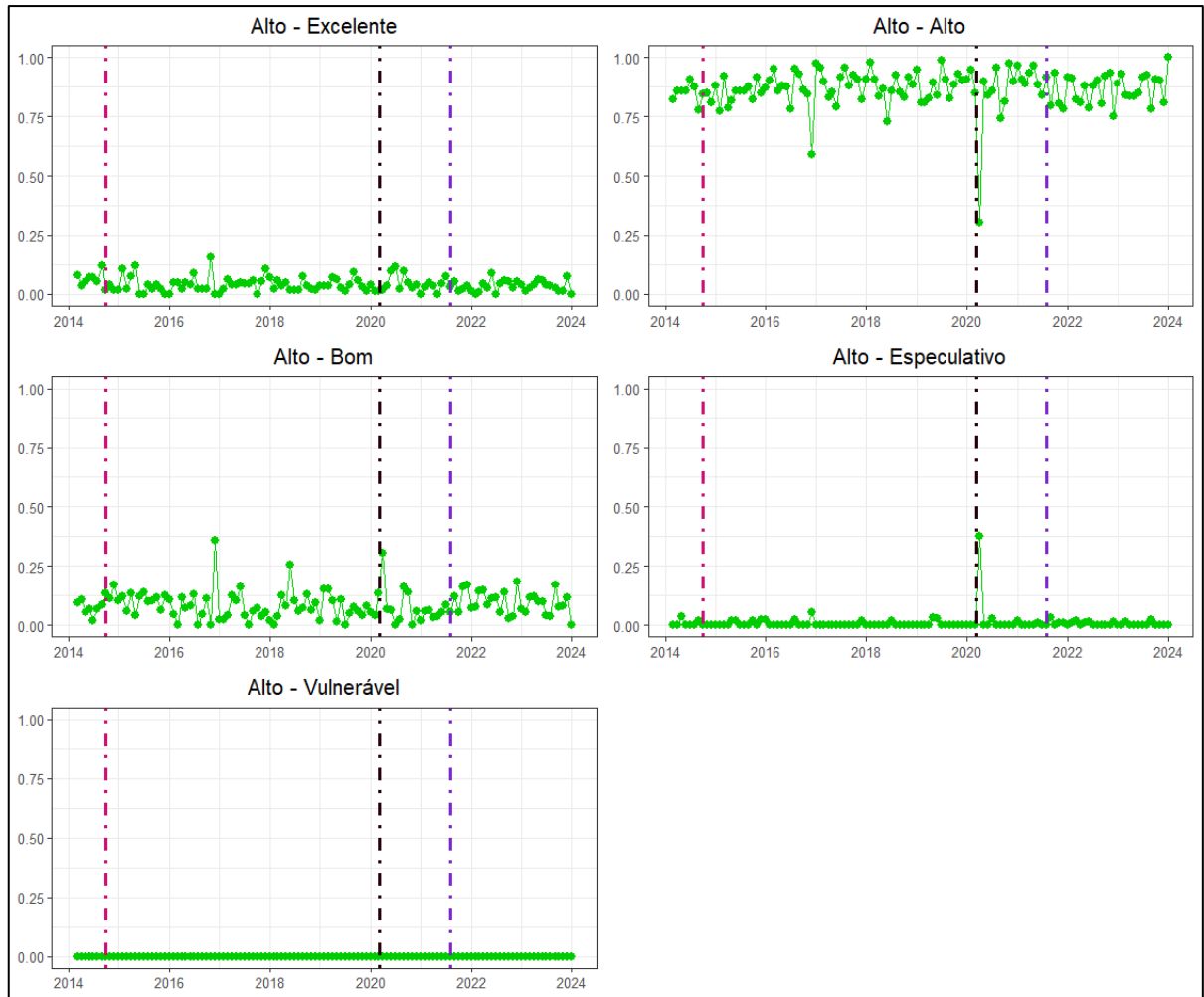
Figura A01 – Probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Excelente’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição a partir do perfil ‘Excelente’. A linha pontilhada em rosa destaca o início do primeiro período de deterioração avaliado (outubro de 2014), enquanto a linha pontilhada preta marca o início do segundo período (março de 2020) e a linha pontilhada roxa indica o início do terceiro período (julho de 2021).

Fonte: Elaboração própria.

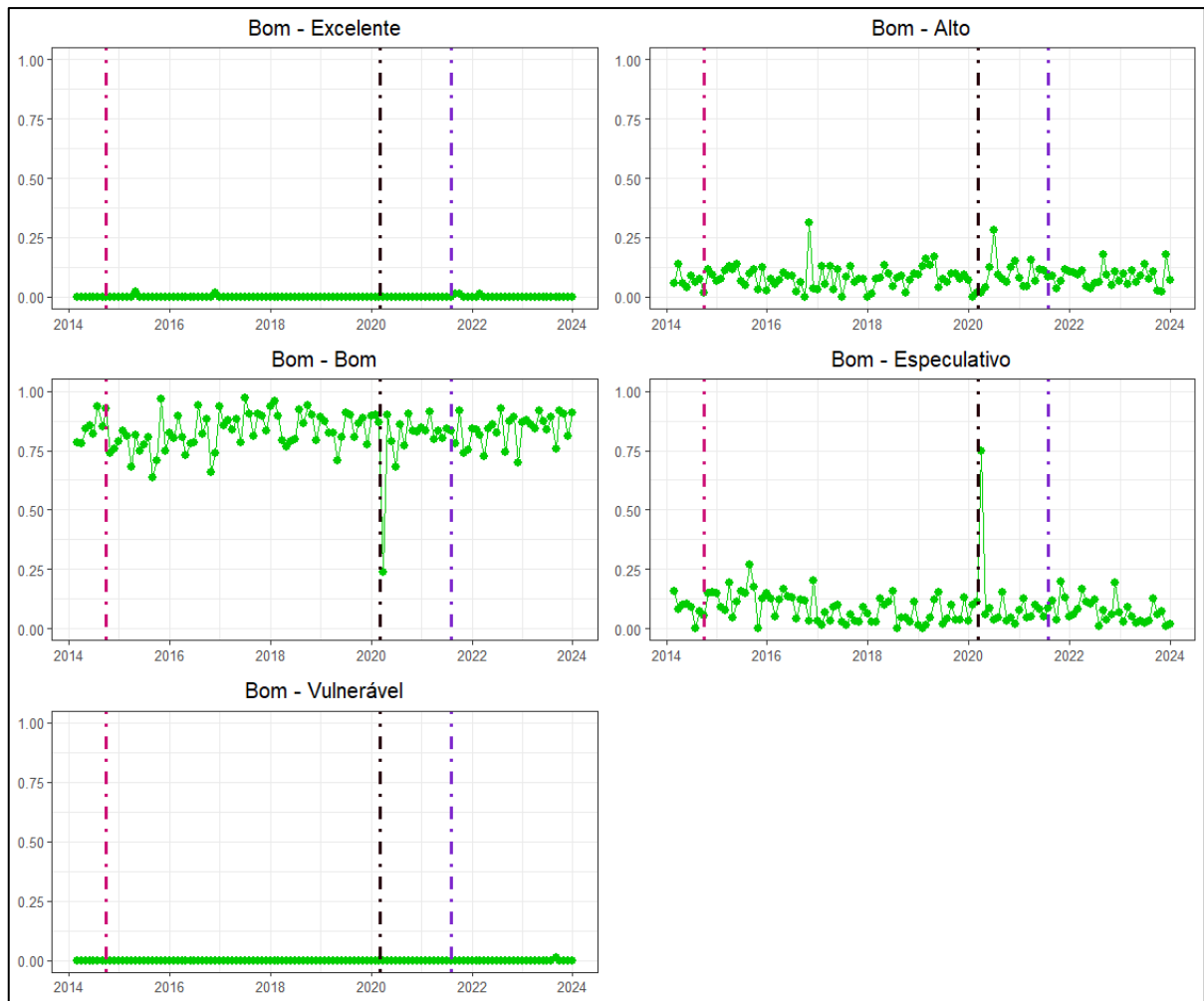
Figura A02 – Probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Alto’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição a partir do perfil ‘Alto’. A linha pontilhada em rosa destaca o início do primeiro período de deterioração avaliado (outubro de 2014), enquanto a linha pontilhada preta marca o início do segundo período (março de 2020) e a linha pontilhada roxa indica o início do terceiro período (julho de 2021).

Fonte: Elaboração própria.

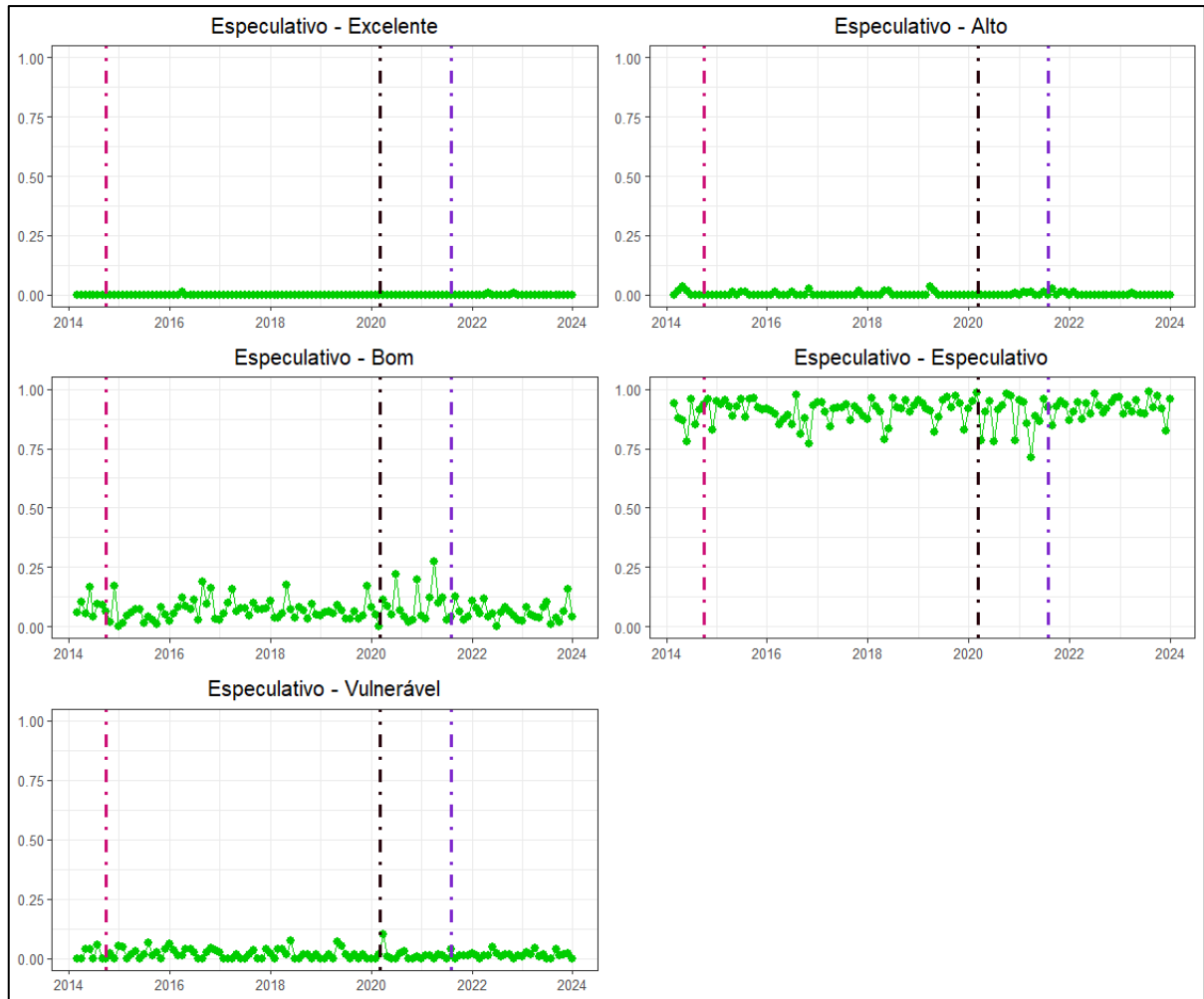
Figura A03 – Probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Bom’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição a partir do perfil ‘Bom’. A linha pontilhada em rosa destaca o início do primeiro período de deterioração avaliado (outubro de 2014), enquanto a linha pontilhada preta marca o início do segundo período (março de 2020) e a linha pontilhada roxa indica o início do terceiro período (julho de 2021).

Fonte: Elaboração própria.

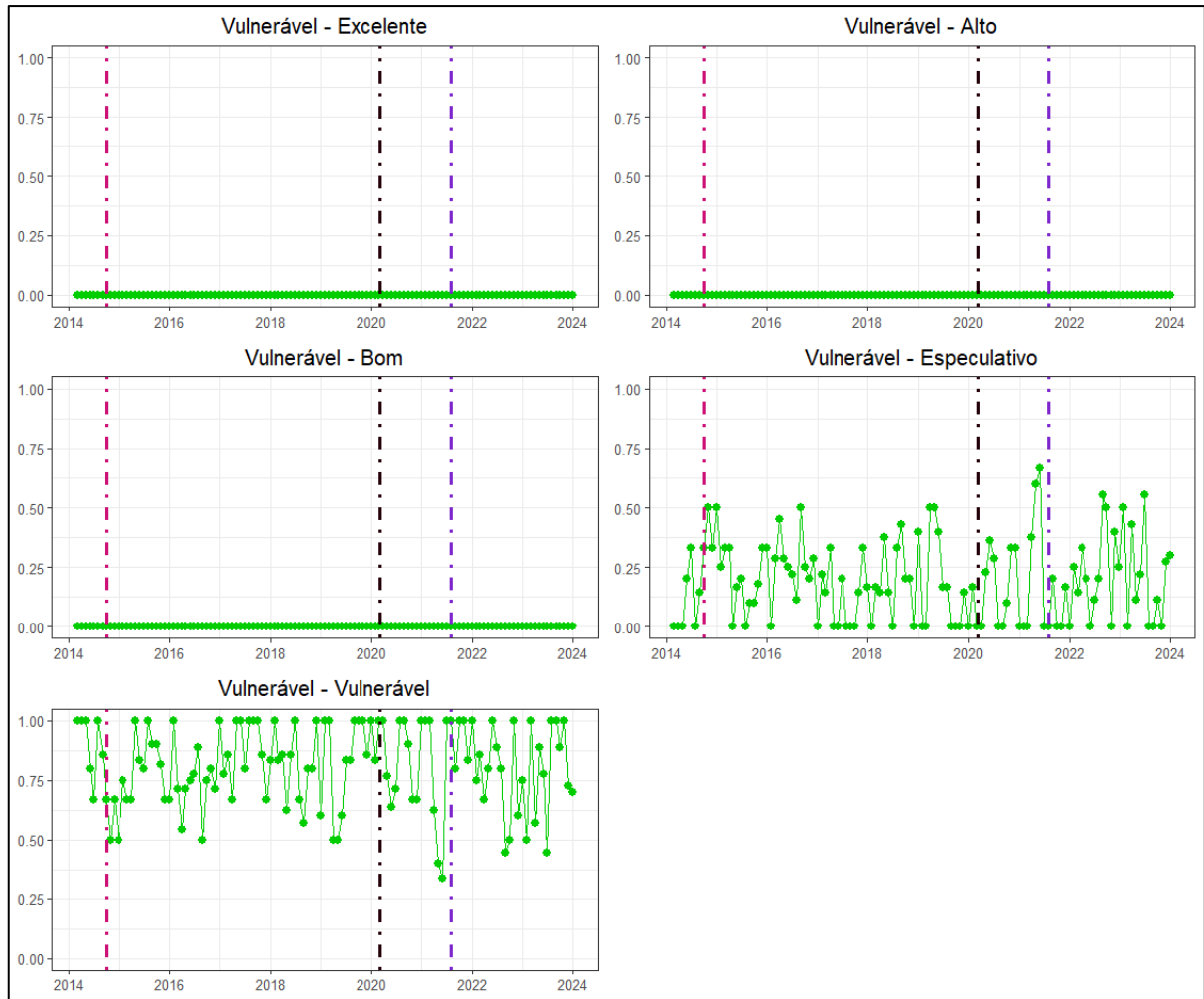
Figura A04 – Probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Especulativo’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição a partir do perfil ‘Especulativo’. A linha pontilhada em rosa destaca o início do primeiro período de deterioração avaliado (outubro de 2014), enquanto a linha pontilhada preta marca o início do segundo período (março de 2020) e a linha pontilhada roxa indica o início do terceiro período (julho de 2021).

Fonte: Elaboração própria.

Figura A05 – Probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Vulnerável’.

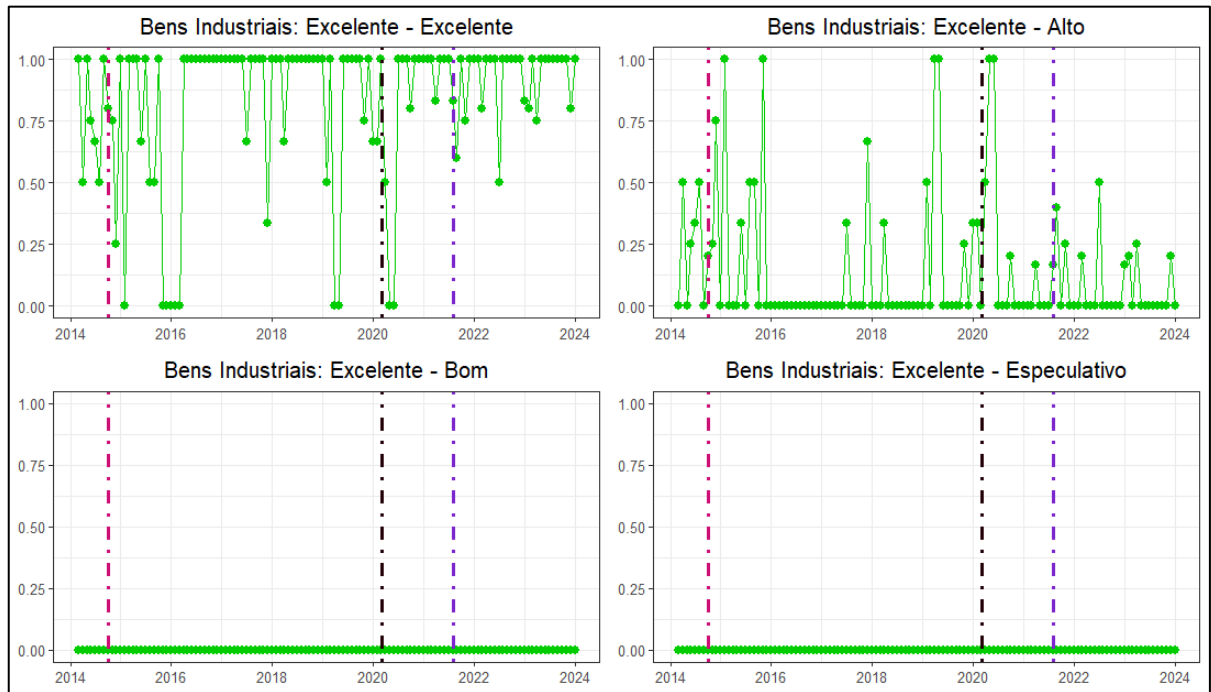


Nota: Evolução das probabilidades de transição a partir do perfil ‘Vulnerável’. A linha pontilhada em rosa destaca o início do primeiro período de deterioração avaliado (outubro de 2014), enquanto a linha pontilhada preta marca o início do segundo período (março de 2020) e a linha pontilhada roxa indica o início do terceiro período (julho de 2021).

Fonte: Elaboração própria.

APÊNDICE B

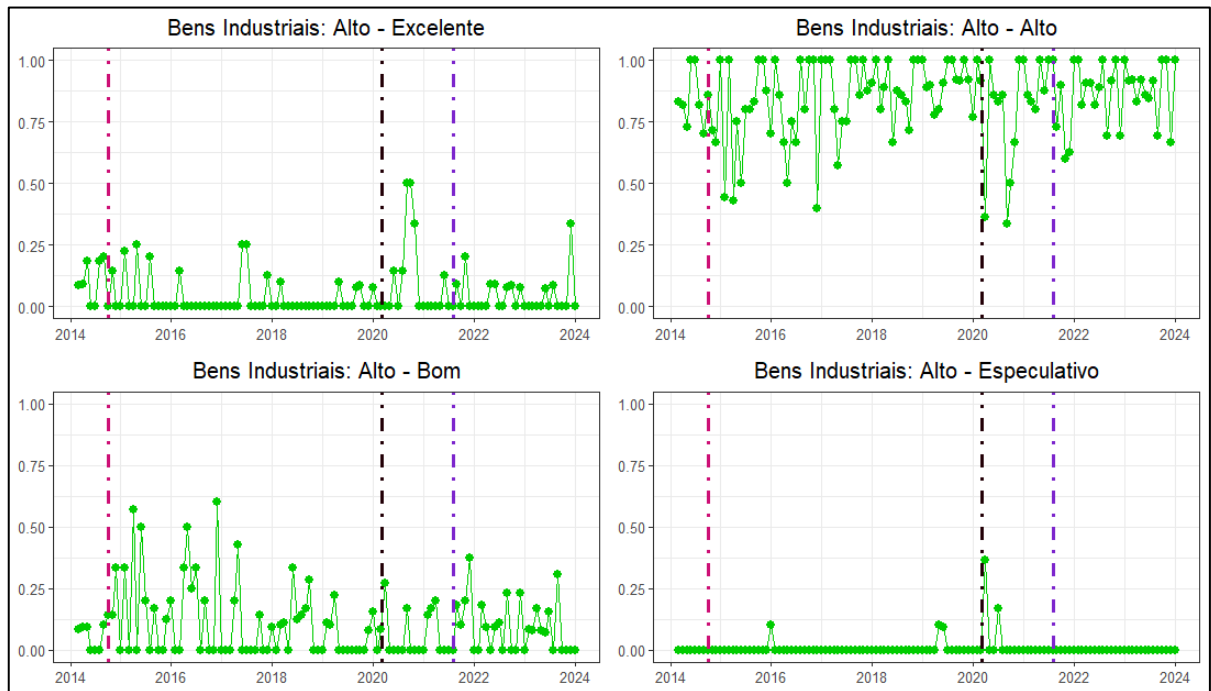
Figura B01 – Setor de Bens Industriais: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Excelente’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição. Início dos ciclos de deterioração são destacados.

Fonte: Elaboração própria.

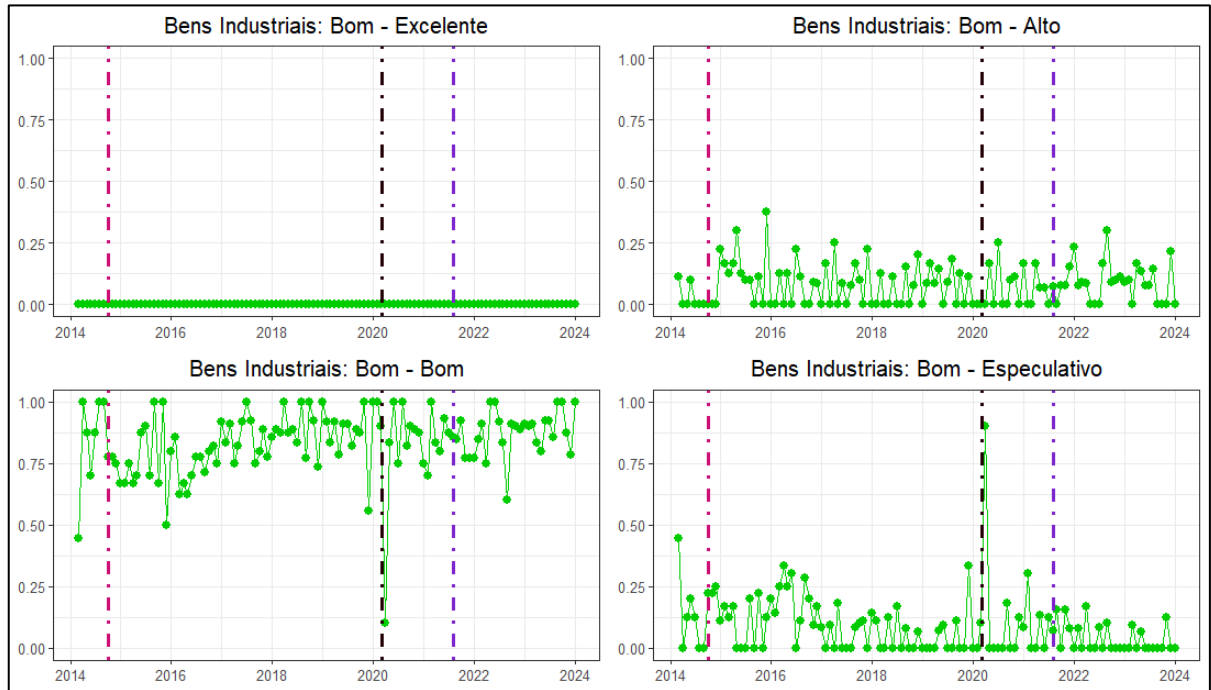
Figura B02 – Setor de Bens Industriais: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Alto’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição. Início dos ciclos de deterioração são destacados.

Fonte: Elaboração própria.

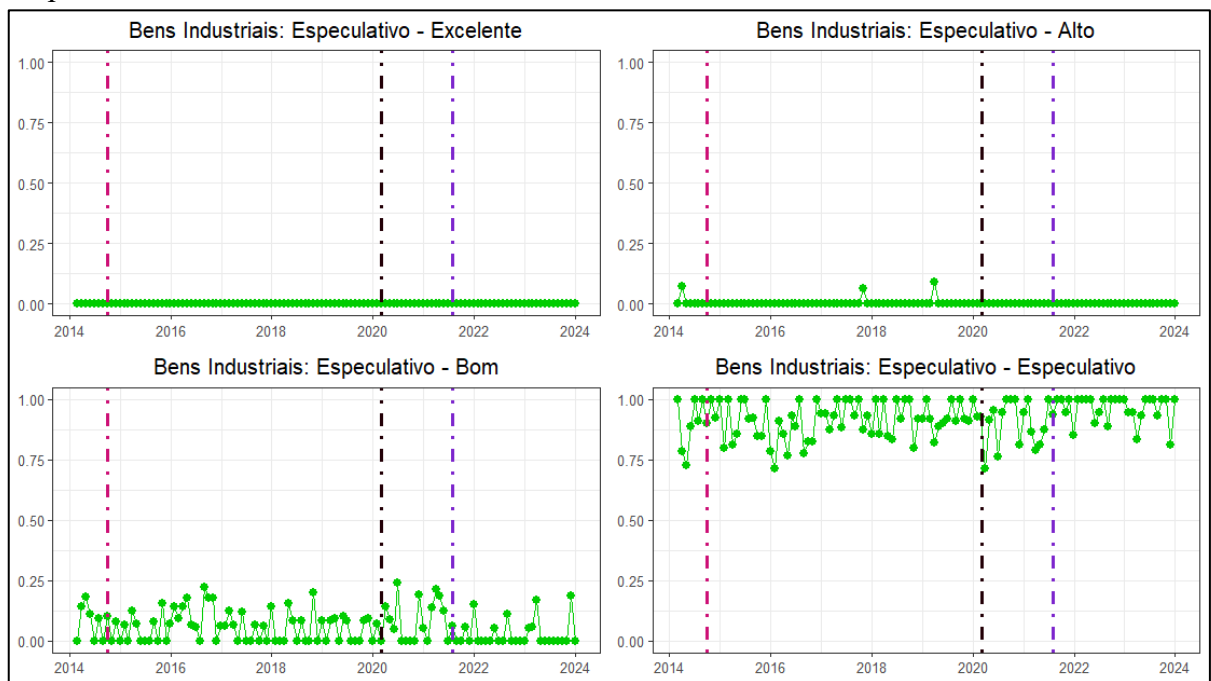
Figura B03 – Setor de Bens Industriais: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Bom’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição. Início dos ciclos de deterioração são destacados.

Fonte: Elaboração própria.

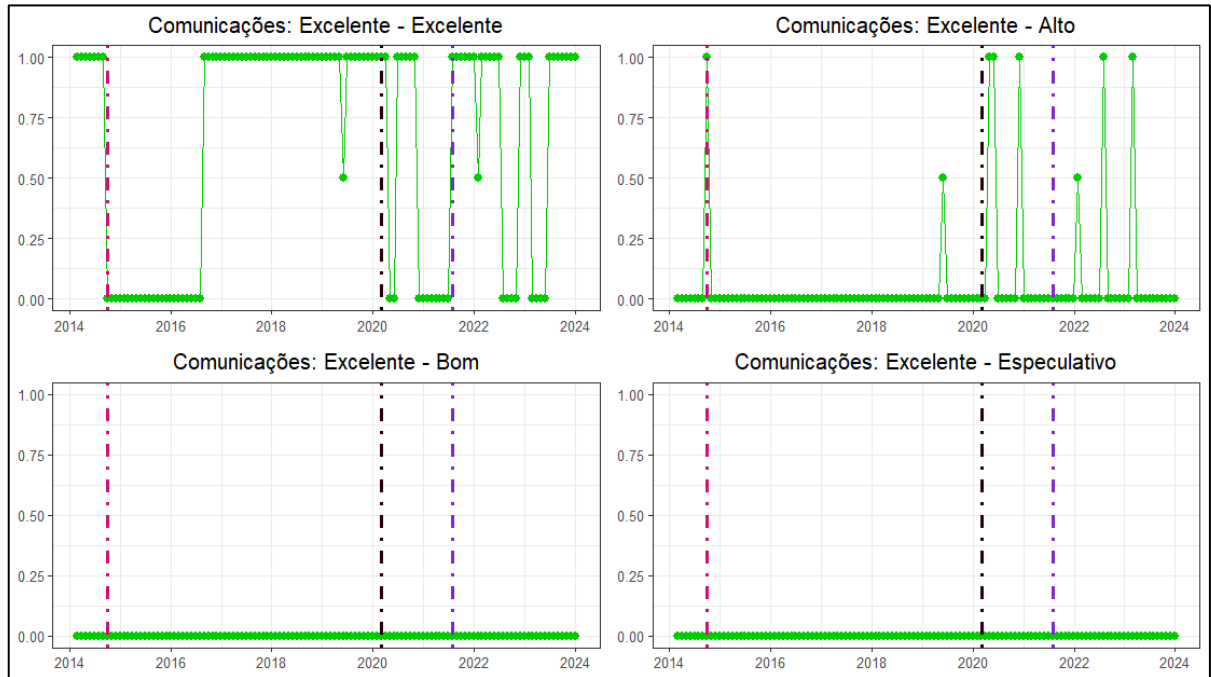
Figura B04 – Setor de Bens Industriais: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Especulativo’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição. Início dos ciclos de deterioração são destacados.

Fonte: Elaboração própria.

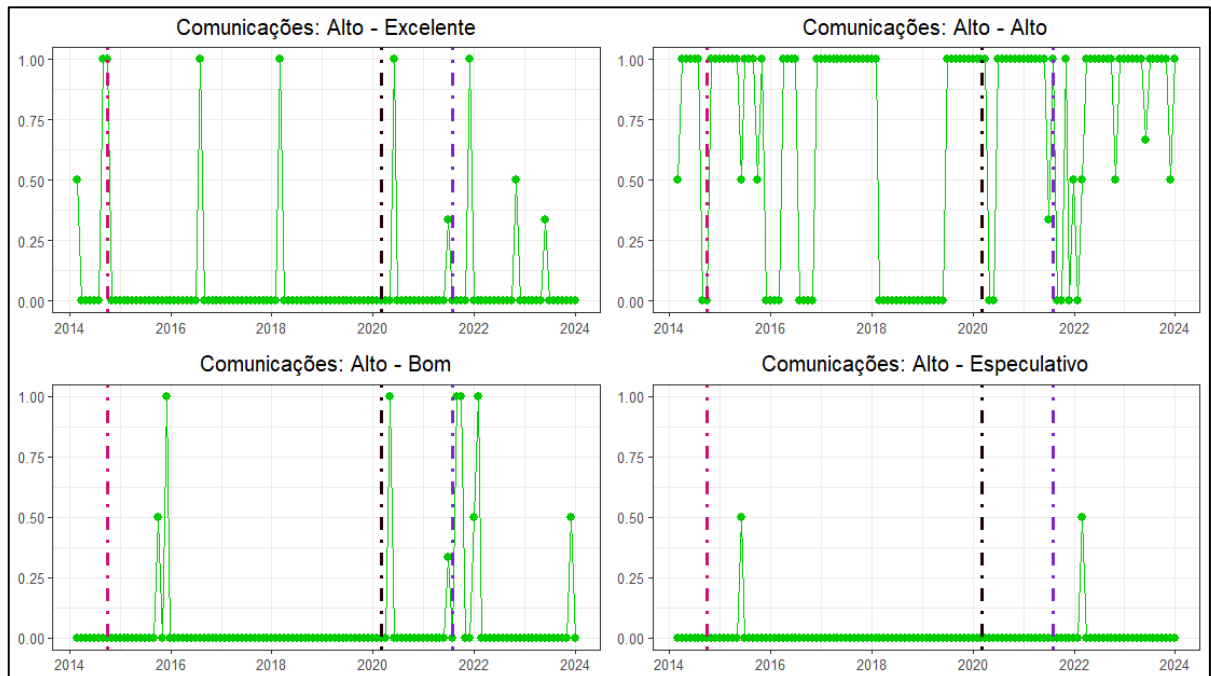
Figura B05 – Setor de Comunicações: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Excelente’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição. Início dos ciclos de deterioração são destacados.

Fonte: Elaboração própria.

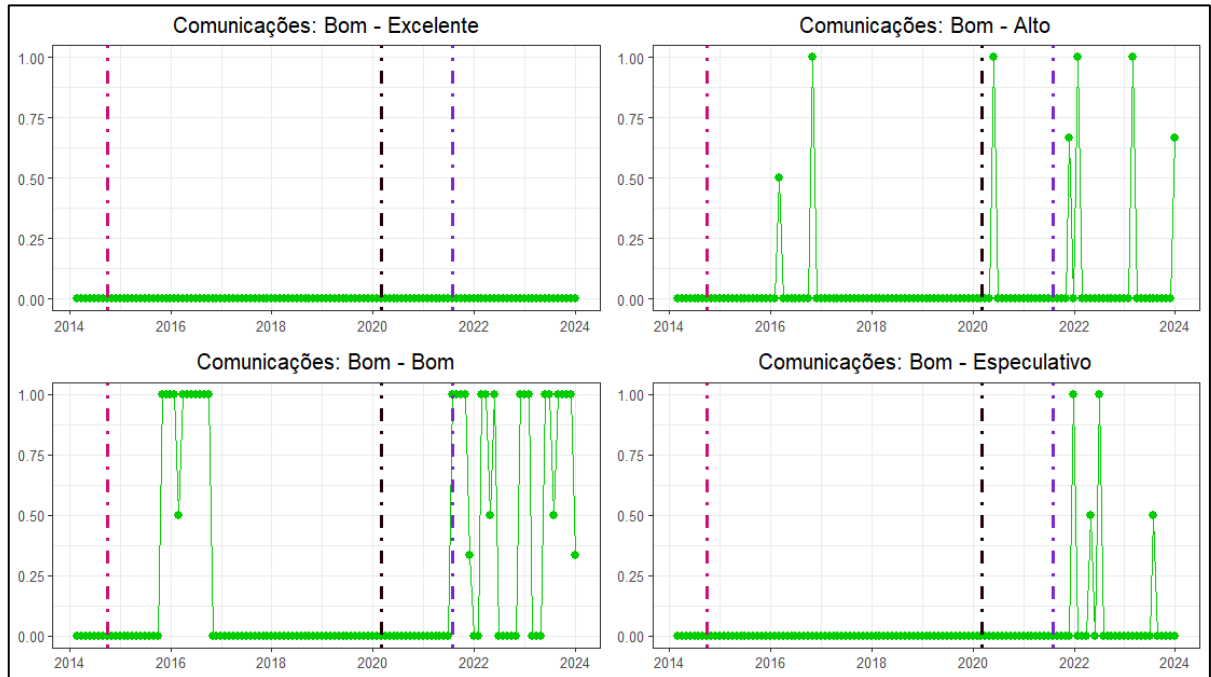
Figura B06 – Setor de Comunicações: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Alto’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição. Início dos ciclos de deterioração são destacados.

Fonte: Elaboração própria.

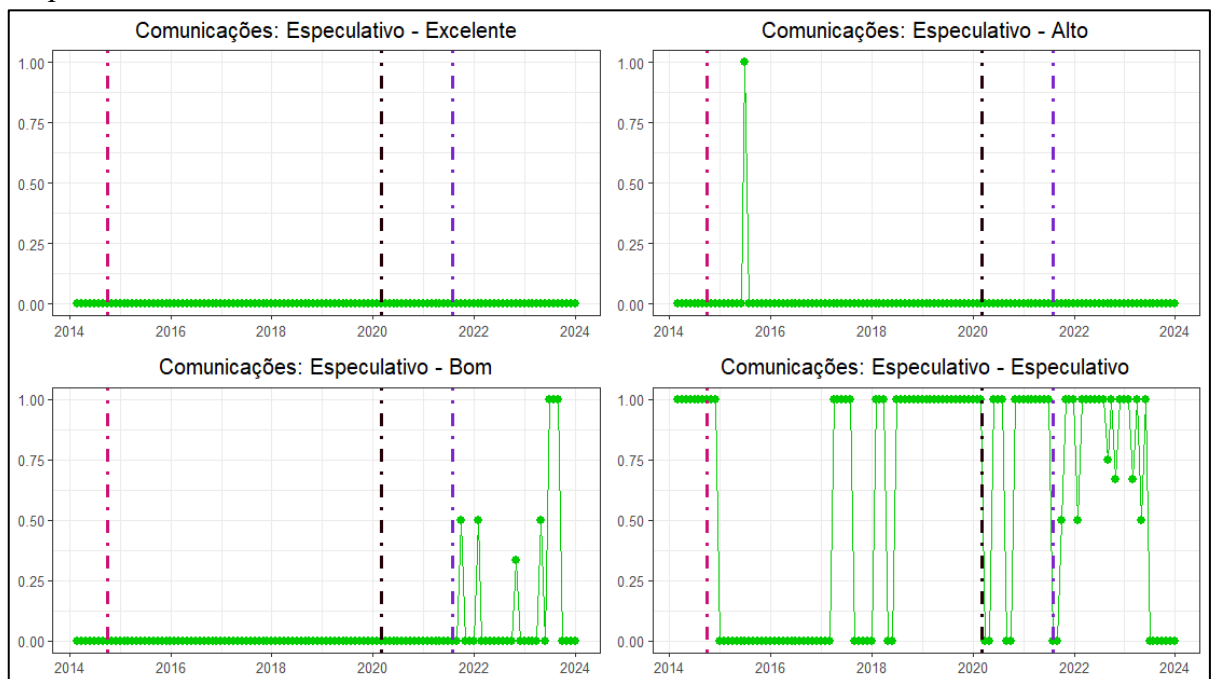
Figura B07 – Setor de Comunicações: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Bom’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição. Início dos ciclos de deterioração são destacados.

Fonte: Elaboração própria.

Figura B08 – Setor de Comunicações: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Especulativo’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição. Início dos ciclos de deterioração são destacados.

Fonte: Elaboração própria.

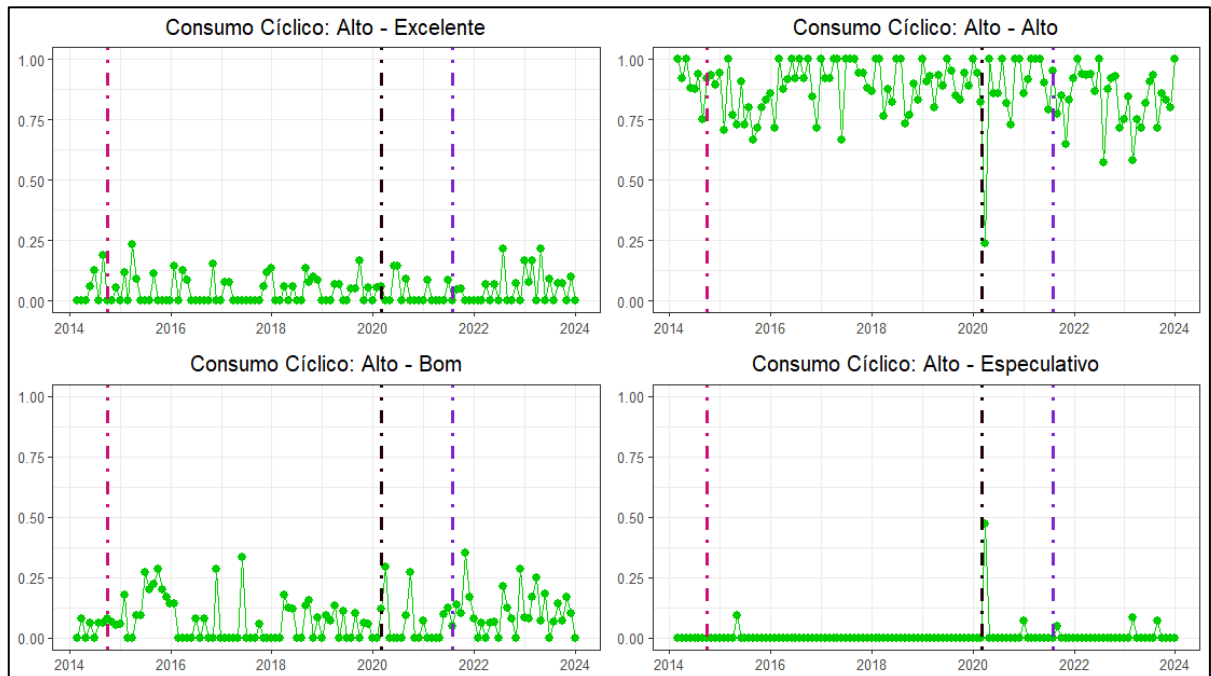
Figura B09 – Setor de Consumo Cíclico: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Excelente’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição. Início dos ciclos de deterioração são destacados.

Fonte: Elaboração própria.

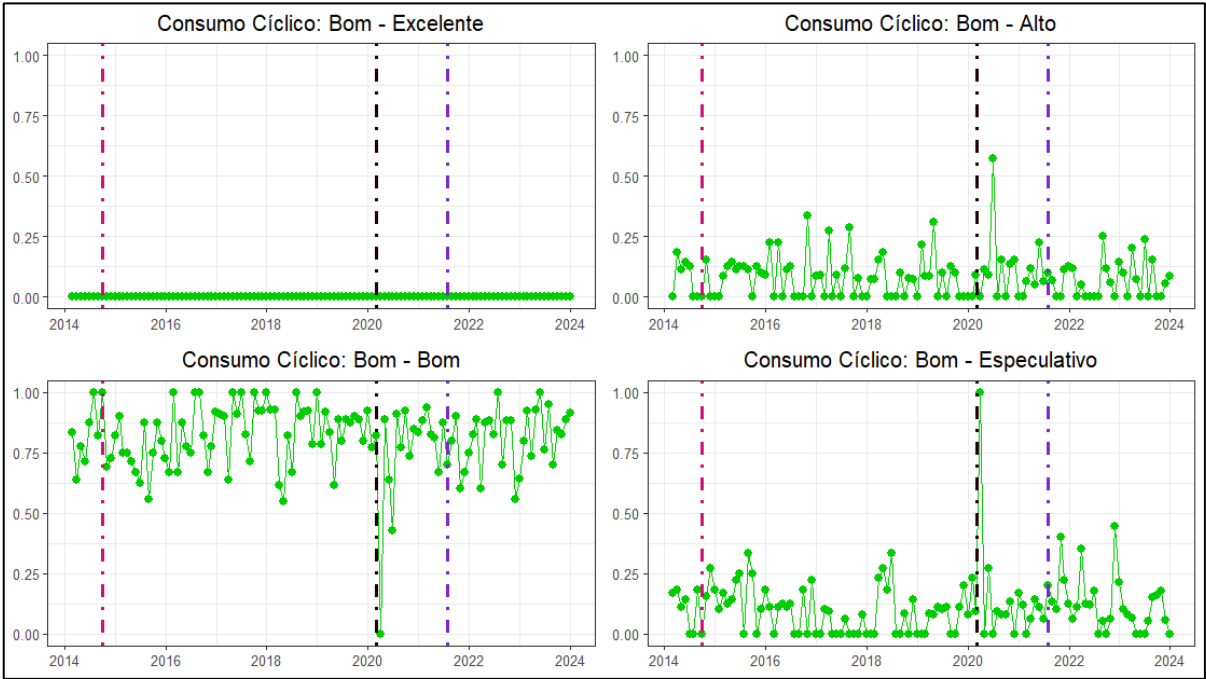
Figura B10 – Setor de Consumo Cíclico: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Alto’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição. Início dos ciclos de deterioração são destacados.

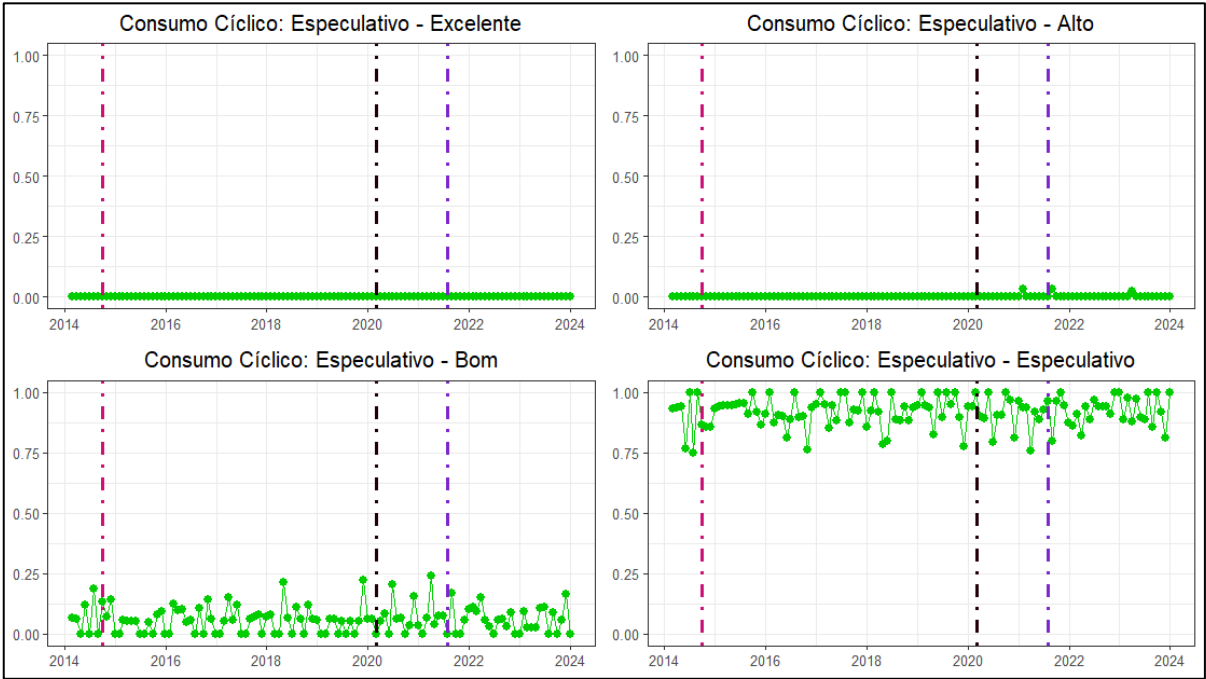
Fonte: Elaboração própria.

Figura B11 – Setor de Consumo Cíclico: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Bom’.



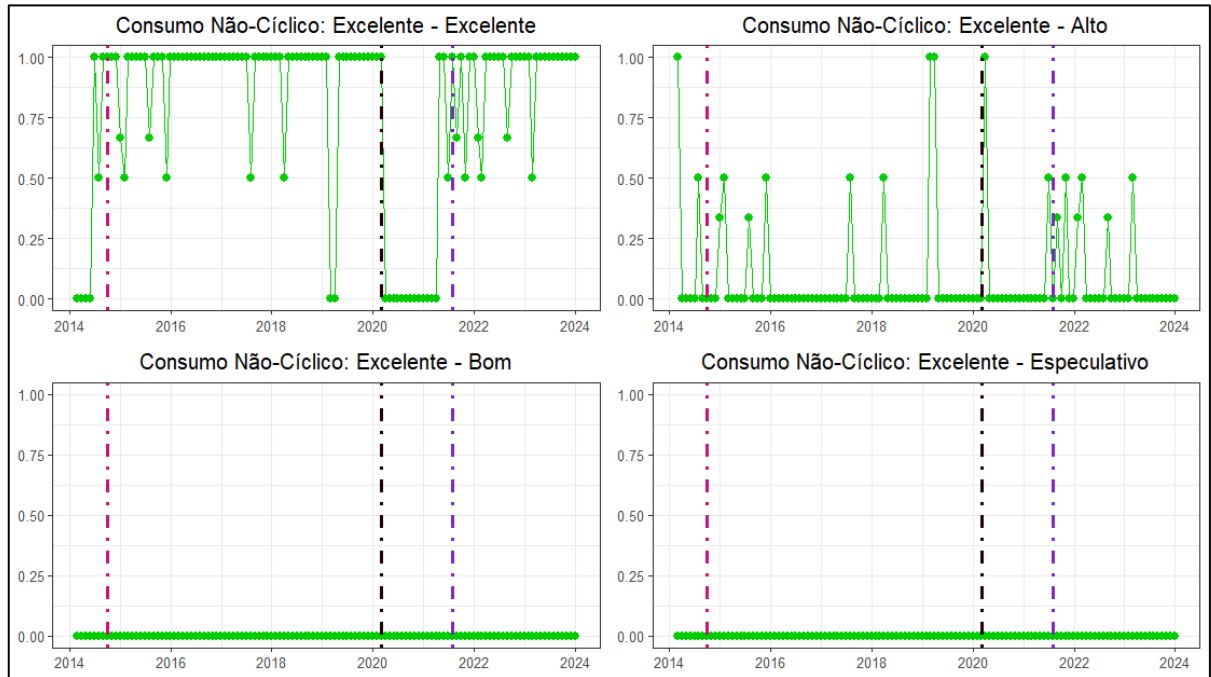
Nota: Evolução das probabilidades de transição. Início dos ciclos de deterioração são destacados.
Fonte: Elaboração própria.

Figura B12 – Setor de Consumo Cíclico: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Especulativo’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição. Início dos ciclos de deterioração são destacados.
Fonte: Elaboração própria.

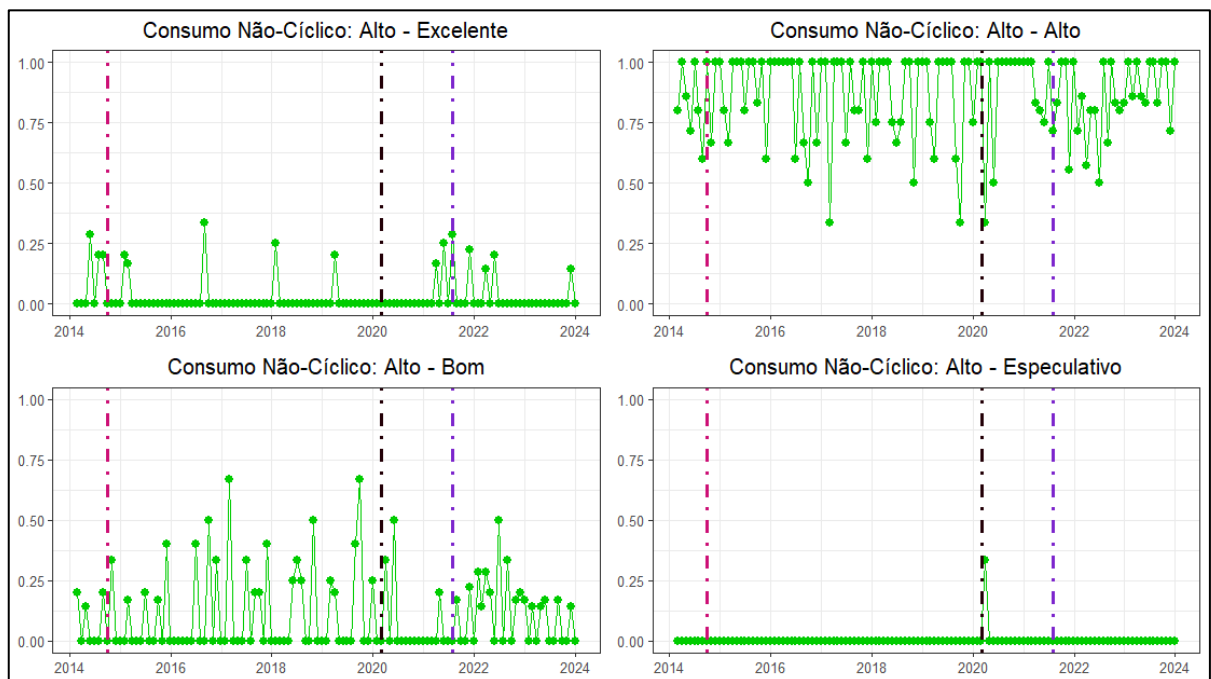
Figura B13 – Setor de Consumo Não-Cíclico: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Excelente’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição. Início dos ciclos de deterioração são destacados.

Fonte: Elaboração própria.

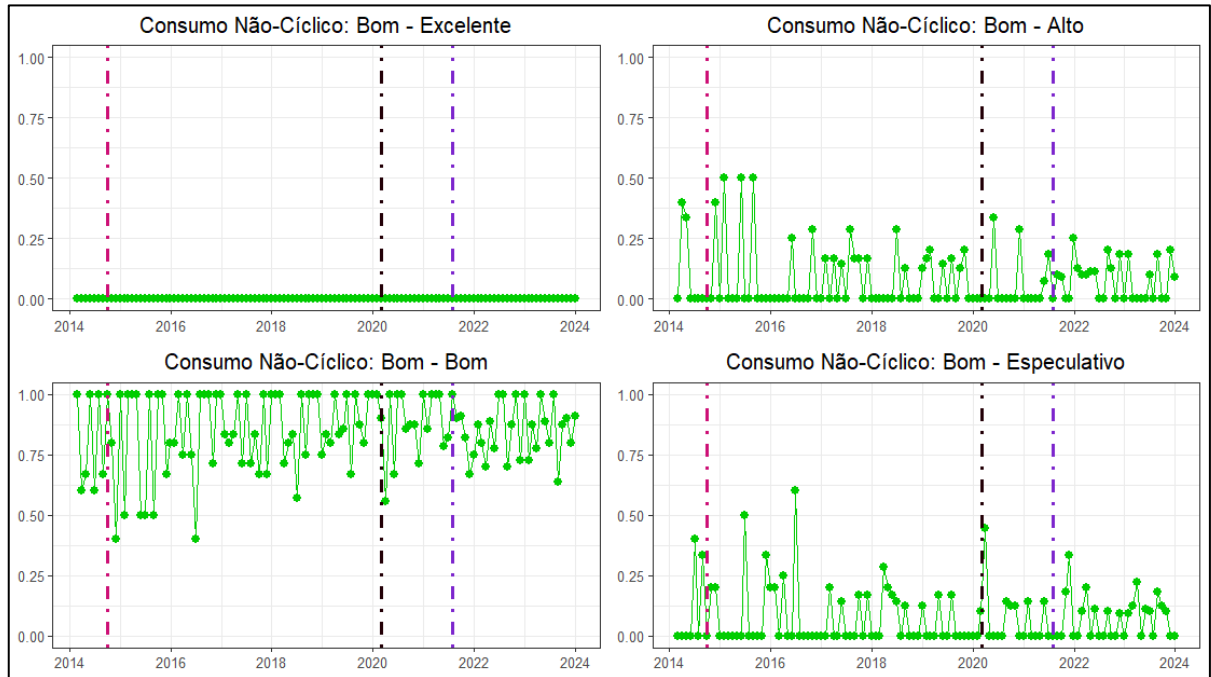
Figura B14 – Setor de Consumo Não-Cíclico: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Alto’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição. Início dos ciclos de deterioração são destacados.

Fonte: Elaboração própria.

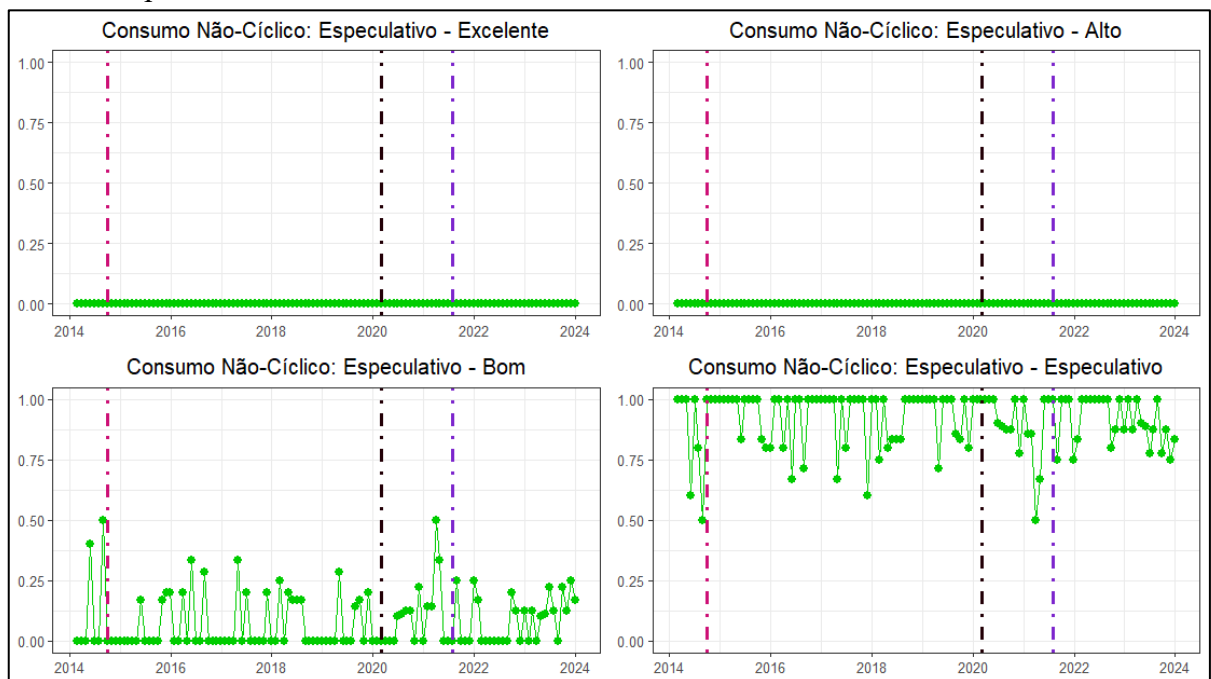
Figura B15 – Setor de Consumo Não-Cíclico: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Bom’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição. Início dos ciclos de deterioração são destacados.

Fonte: Elaboração própria.

Figura B16 – Setor de Consumo Não-Cíclico: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Especulativo’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição. Início dos ciclos de deterioração são destacados.

Fonte: Elaboração própria.

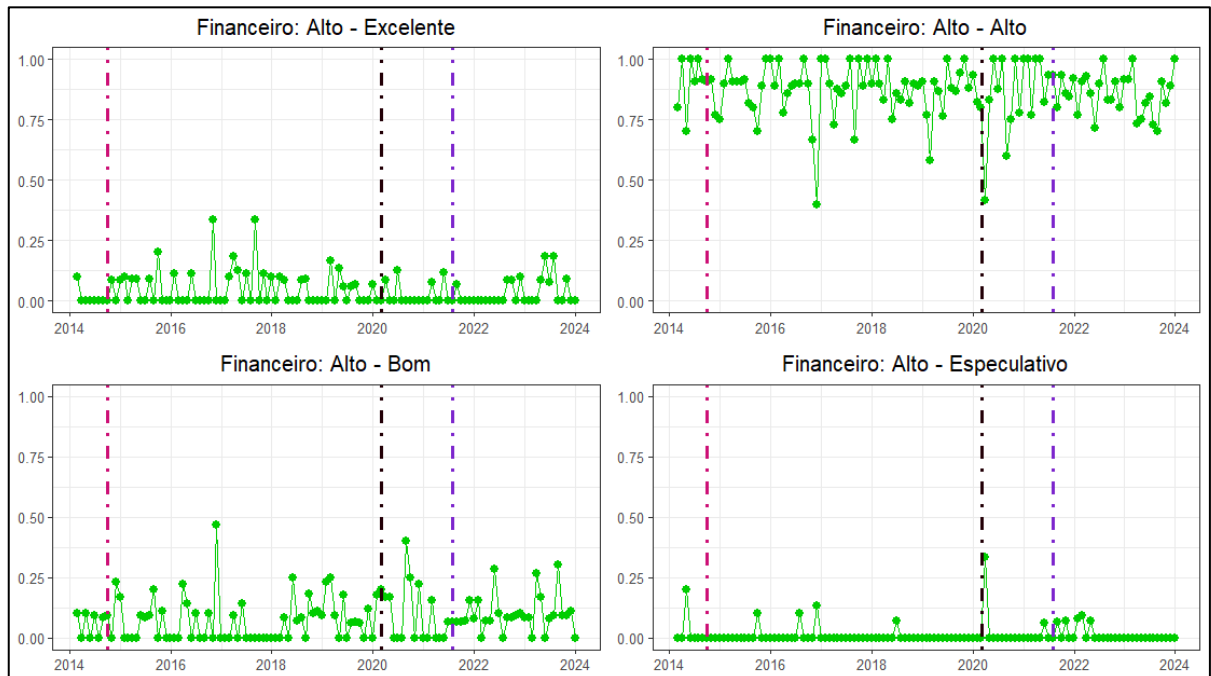
Figura B17 – Setor de Financeiro: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Excelente’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição. Início dos ciclos de deterioração são destacados.

Fonte: Elaboração própria.

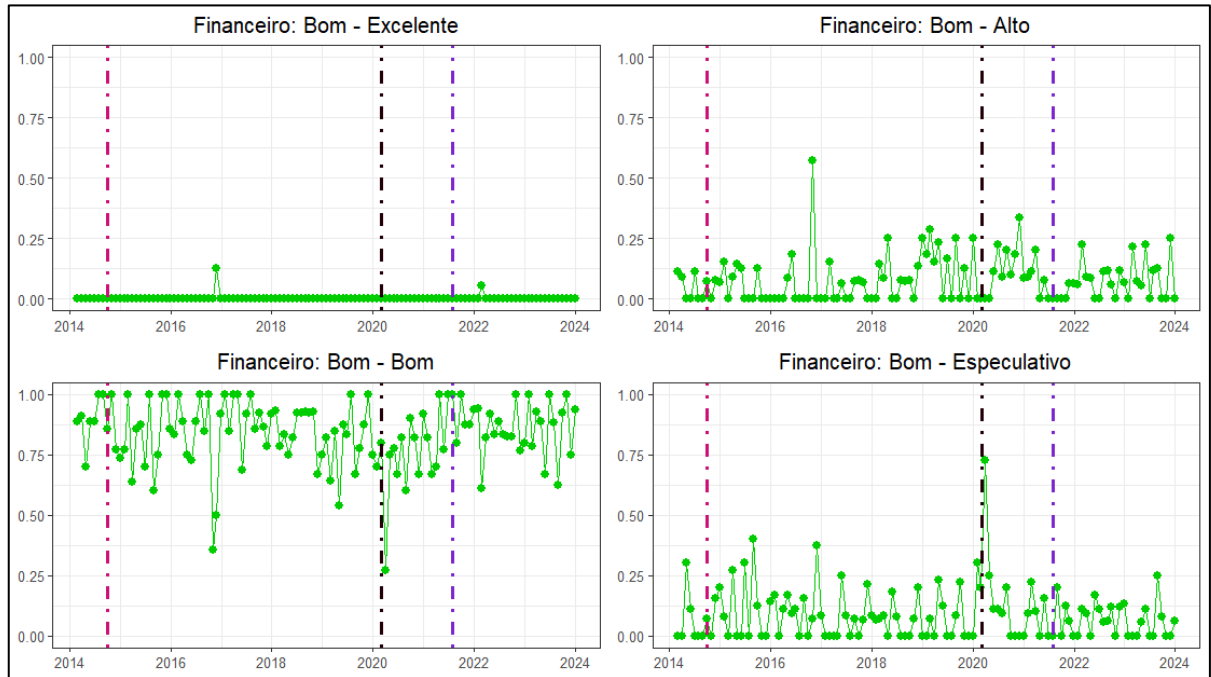
Figura B18 – Setor de Financeiro: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Alto’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição. Início dos ciclos de deterioração são destacados.

Fonte: Elaboração própria.

Figura B19 – Setor de Financeiro: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Bom’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição. Início dos ciclos de deterioração são destacados.

Fonte: Elaboração própria.

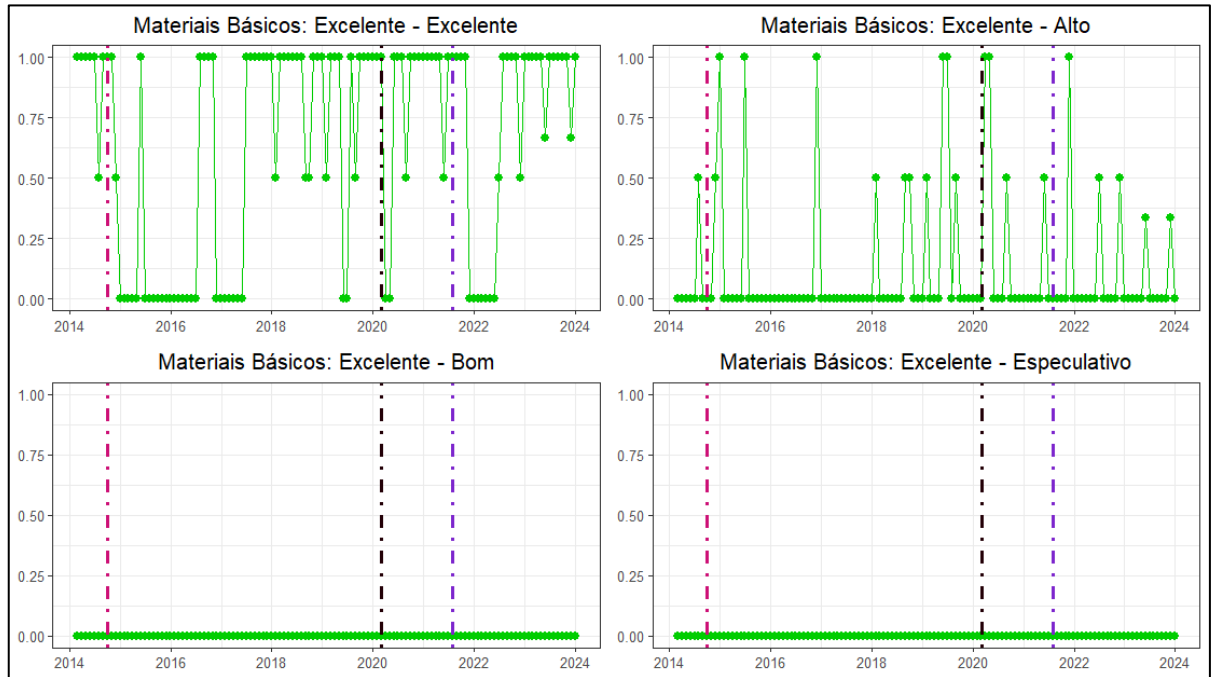
Figura B20 – Setor de Financeiro: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Especulativo’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição. Início dos ciclos de deterioração são destacados.

Fonte: Elaboração própria.

Figura B21 – Setor de Materiais Básicos: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Excelente’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição. Início dos ciclos de deterioração são destacados.

Fonte: Elaboração própria.

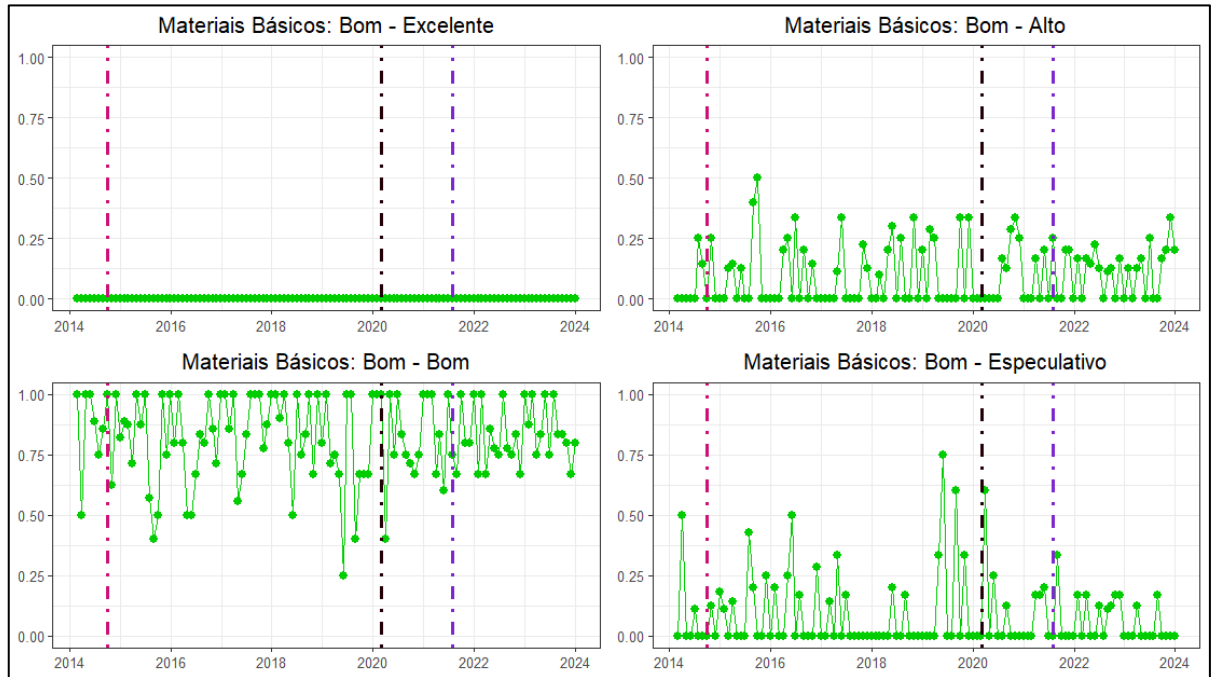
Figura B22 – Setor de Materiais Básicos: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Alto’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição. Início dos ciclos de deterioração são destacados.

Fonte: Elaboração própria.

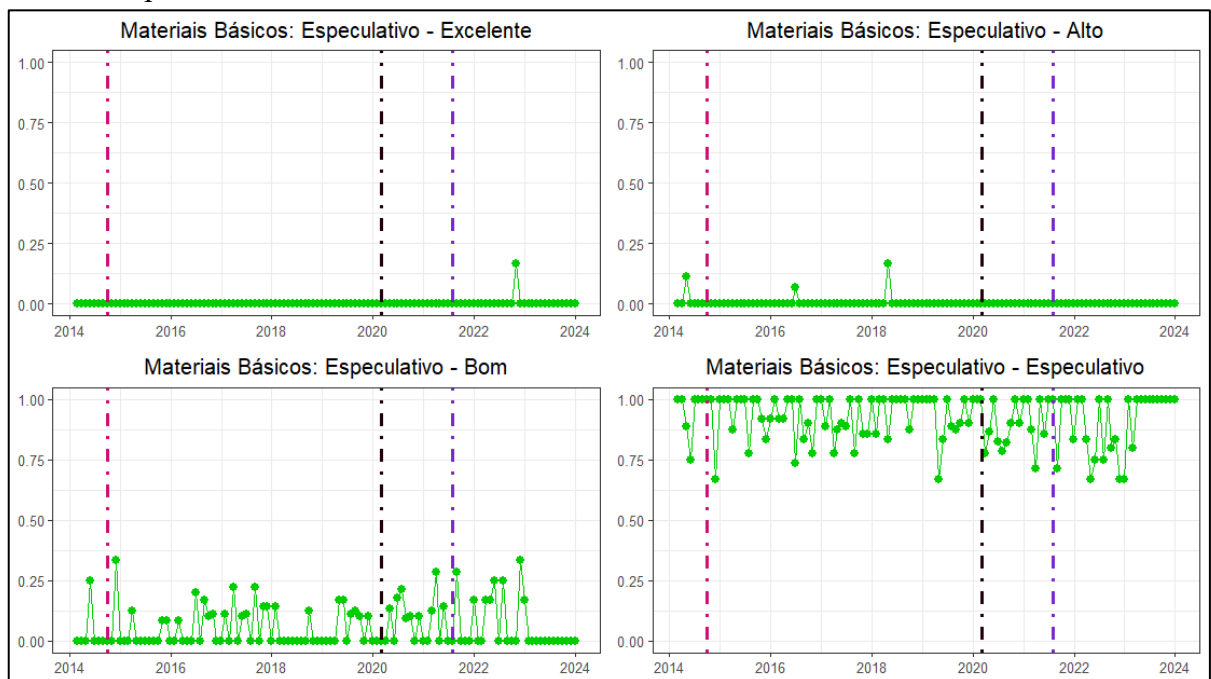
Figura B23 – Setor de Materiais Básicos: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Bom’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição. Início dos ciclos de deterioração são destacados.

Fonte: Elaboração própria.

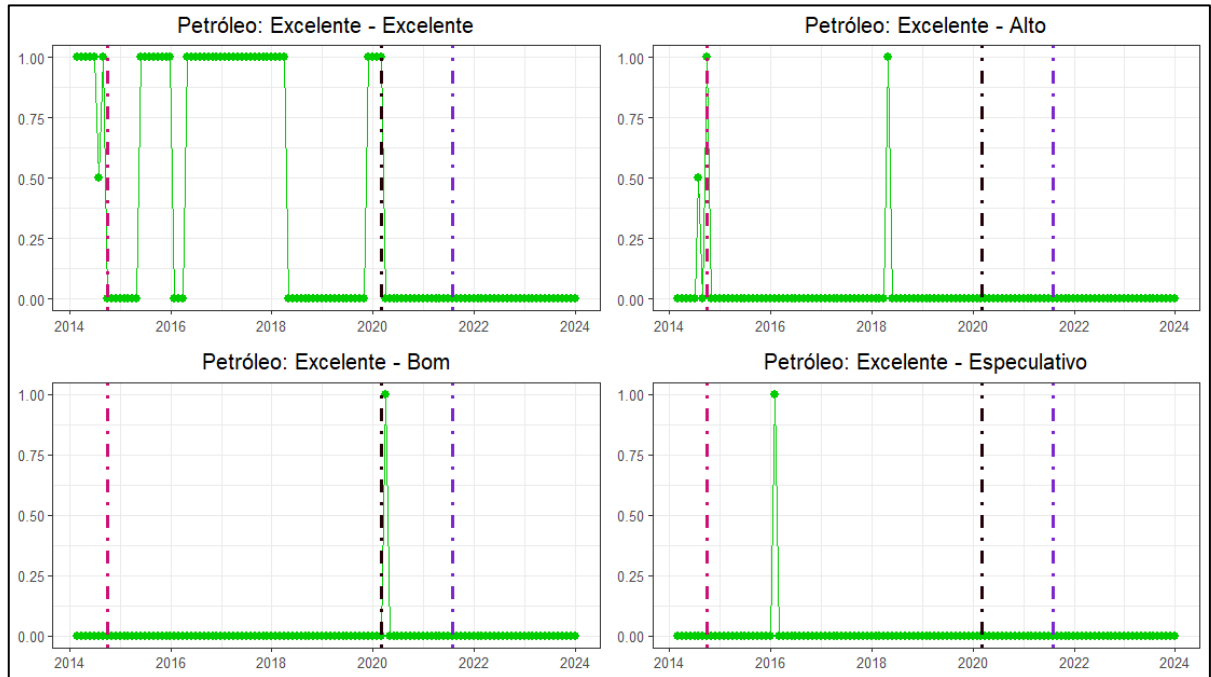
Figura B24 – Setor de Materiais Básicos: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Especulativo’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição. Início dos ciclos de deterioração são destacados.

Fonte: Elaboração própria.

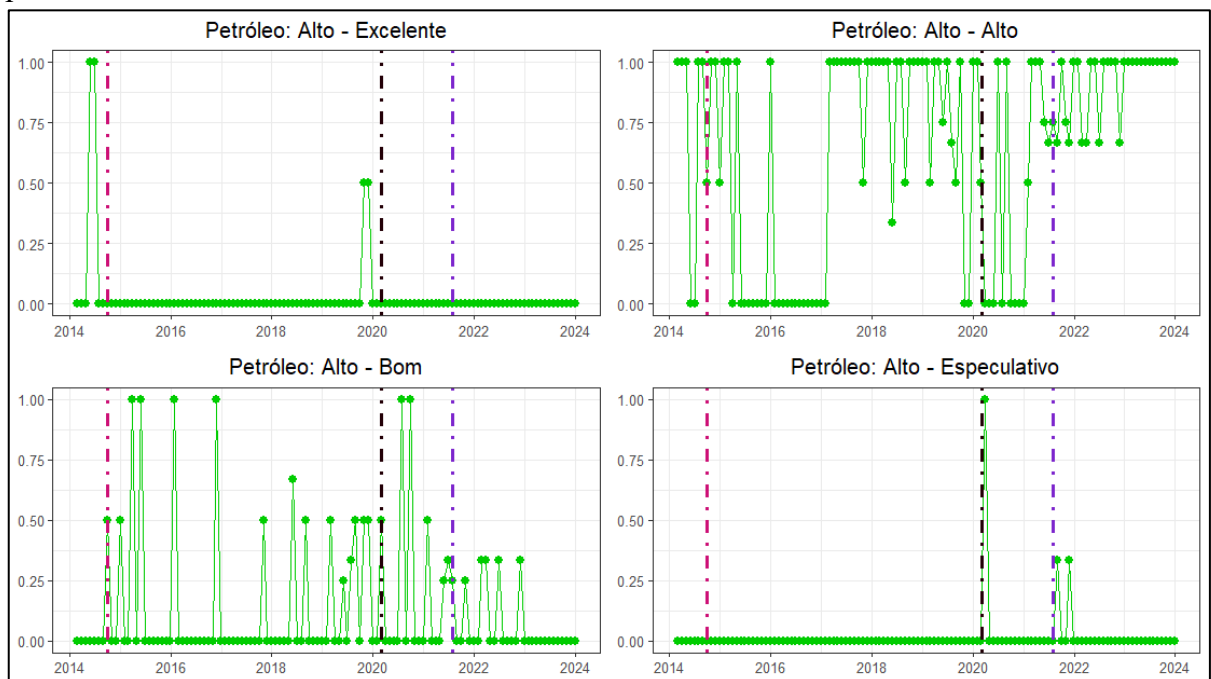
Figura B25 – Setor de Petróleo, Gás e Biocombustíveis: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Excelente’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição. Início dos ciclos de deterioração são destacados.

Fonte: Elaboração própria.

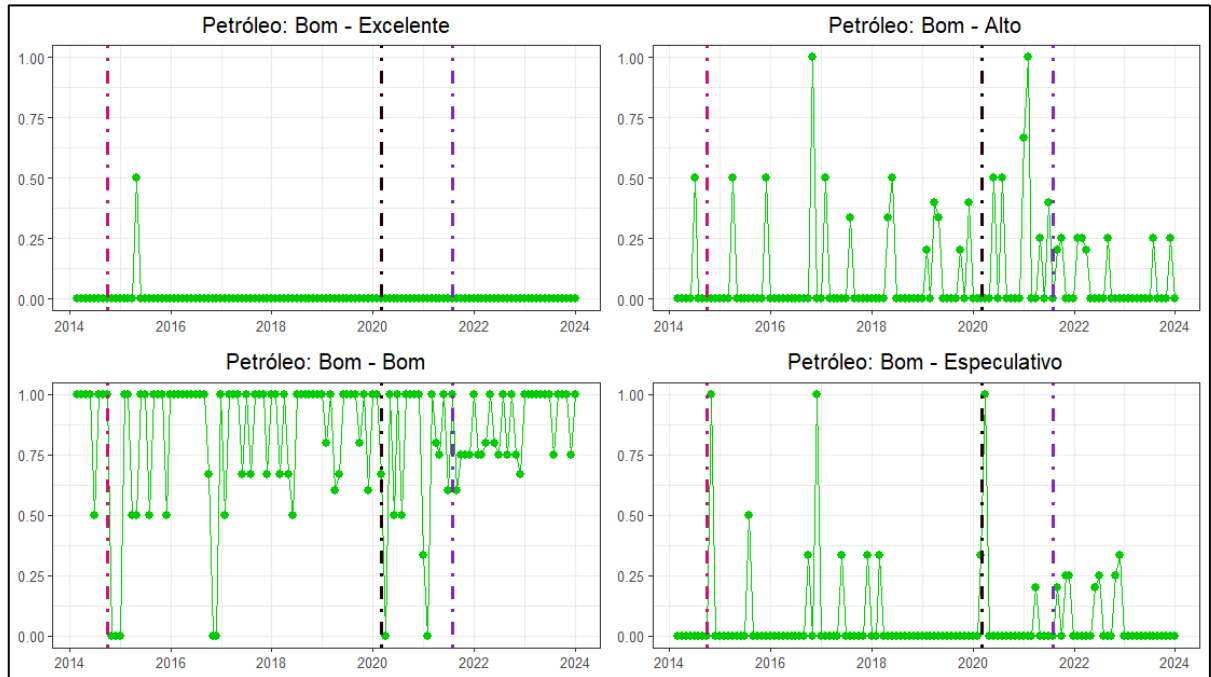
Figura B26 – Setor de Petróleo, Gás e Biocombustíveis: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Alto’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição. Início dos ciclos de deterioração são destacados.

Fonte: Elaboração própria.

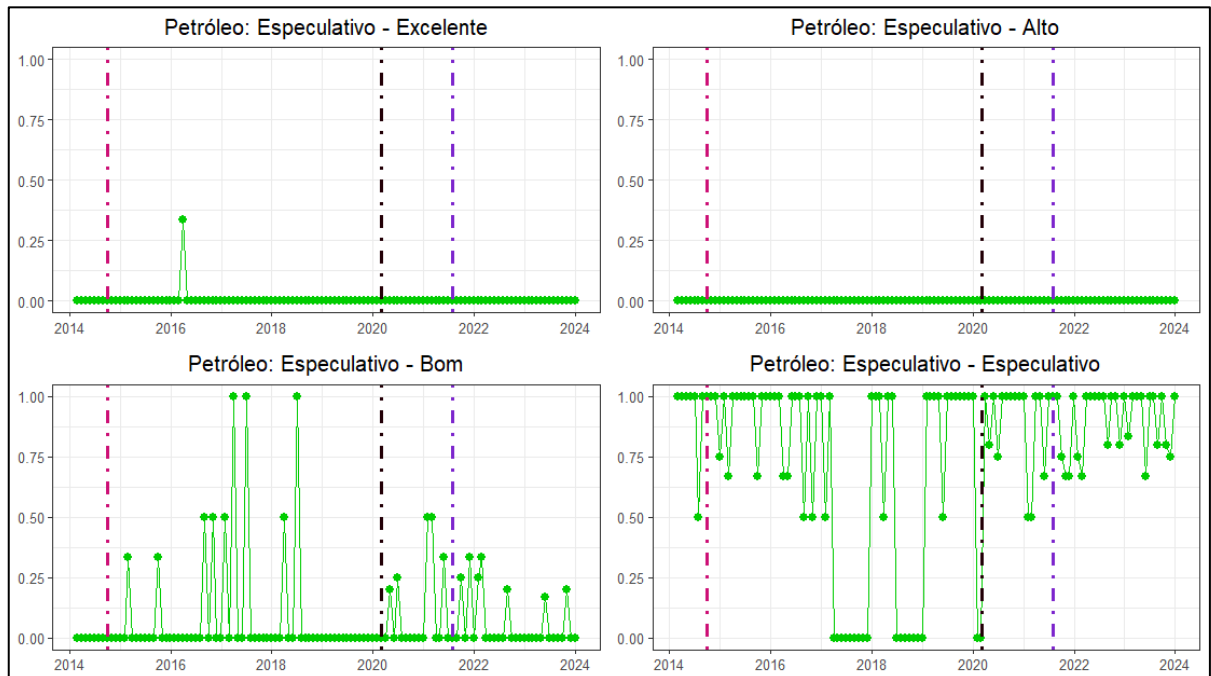
Figura B27 – Setor de Petróleo, Gás e Biocombustíveis: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Bom’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição. Início dos ciclos de deterioração são destacados.

Fonte: Elaboração própria.

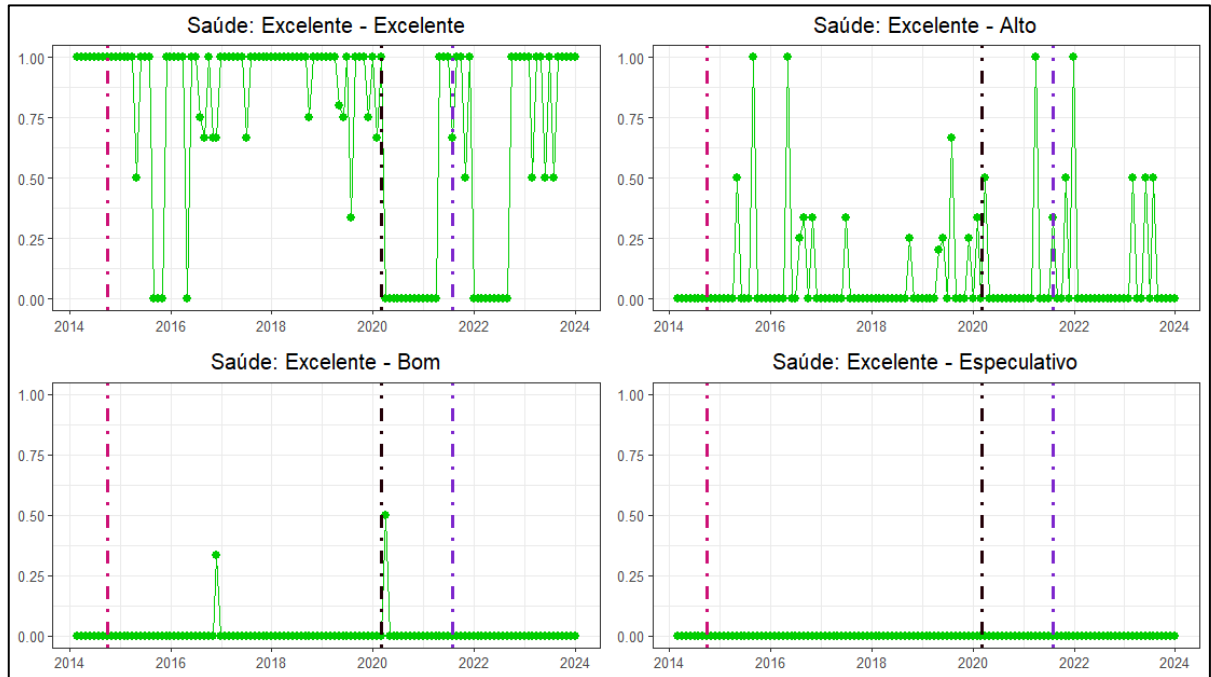
Figura B28 – Setor de Petróleo, Gás e Biocombustíveis: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Especulativo’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição. Início dos ciclos de deterioração são destacados.

Fonte: Elaboração própria.

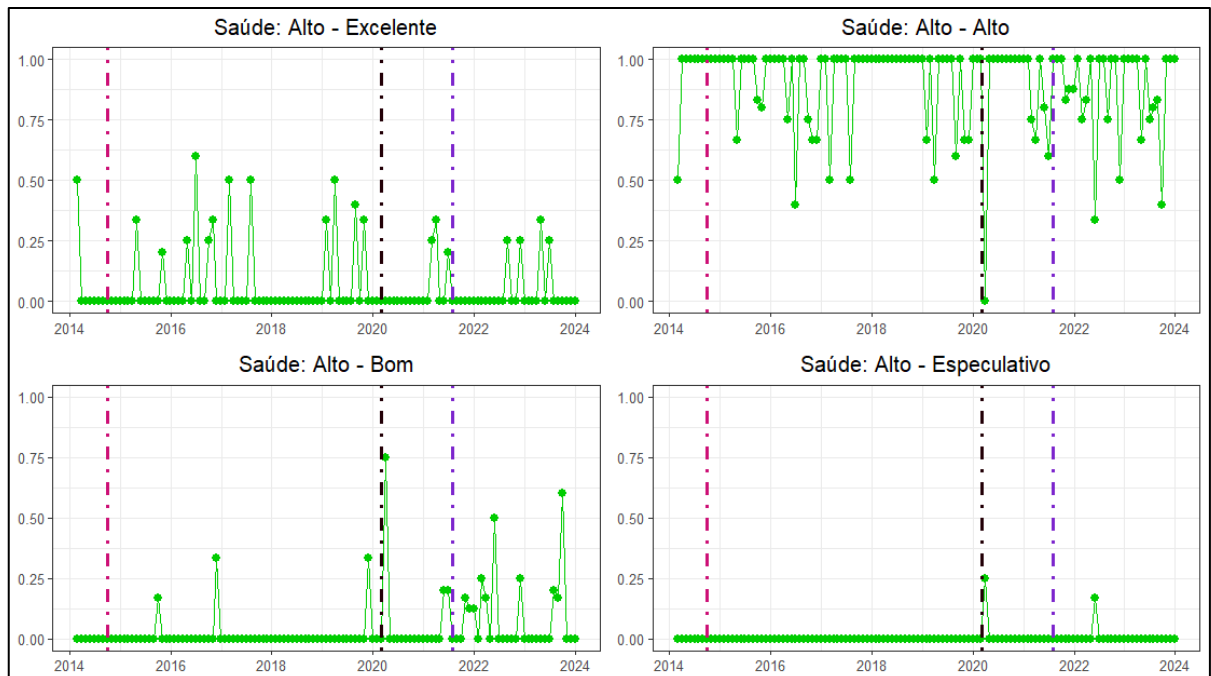
Figura B29 – Setor de Saúde: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Excelente’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição. Início dos ciclos de deterioração são destacados.

Fonte: Elaboração própria.

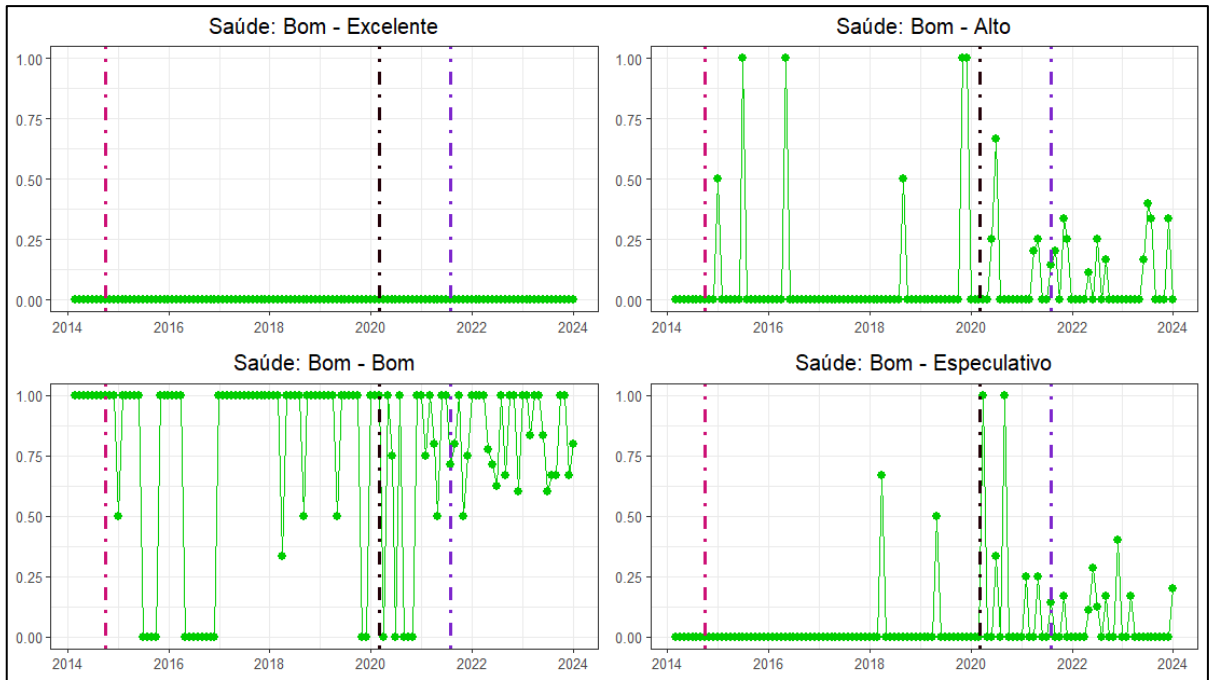
Figura B30 – Setor de Saúde: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Alto’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição. Início dos ciclos de deterioração são destacados.

Fonte: Elaboração própria.

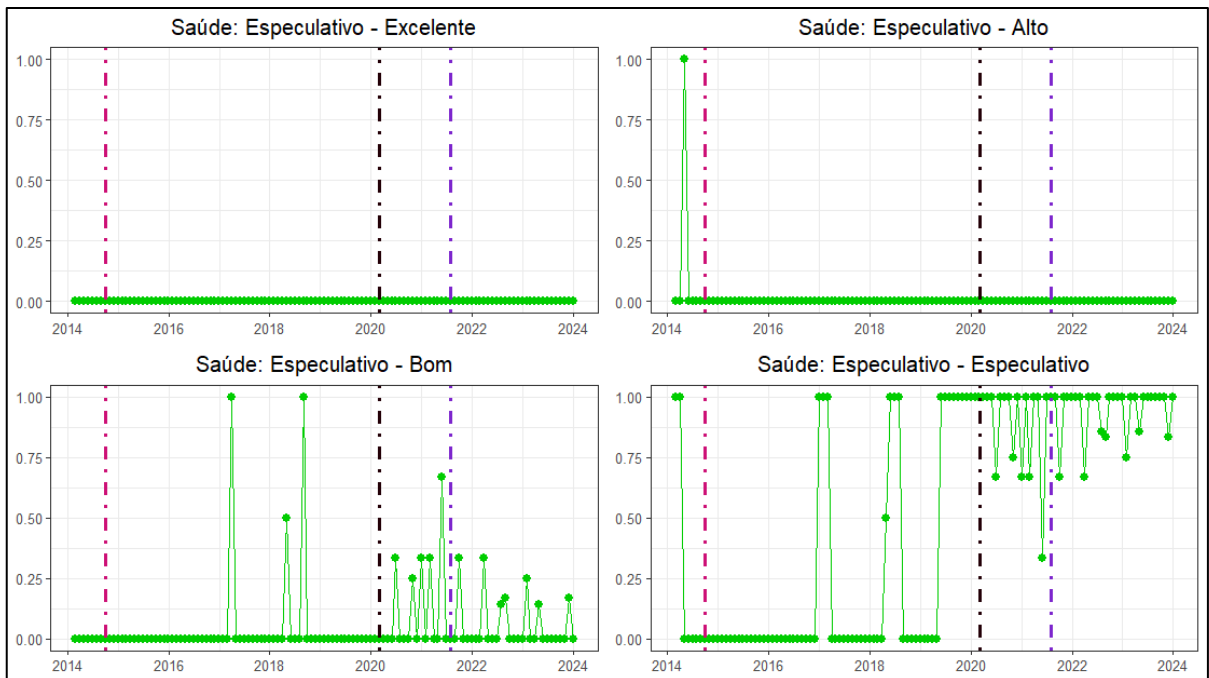
Figura B31 – Setor de Saúde: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Bom’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição. Início dos ciclos de deterioração são destacados.

Fonte: Elaboração própria.

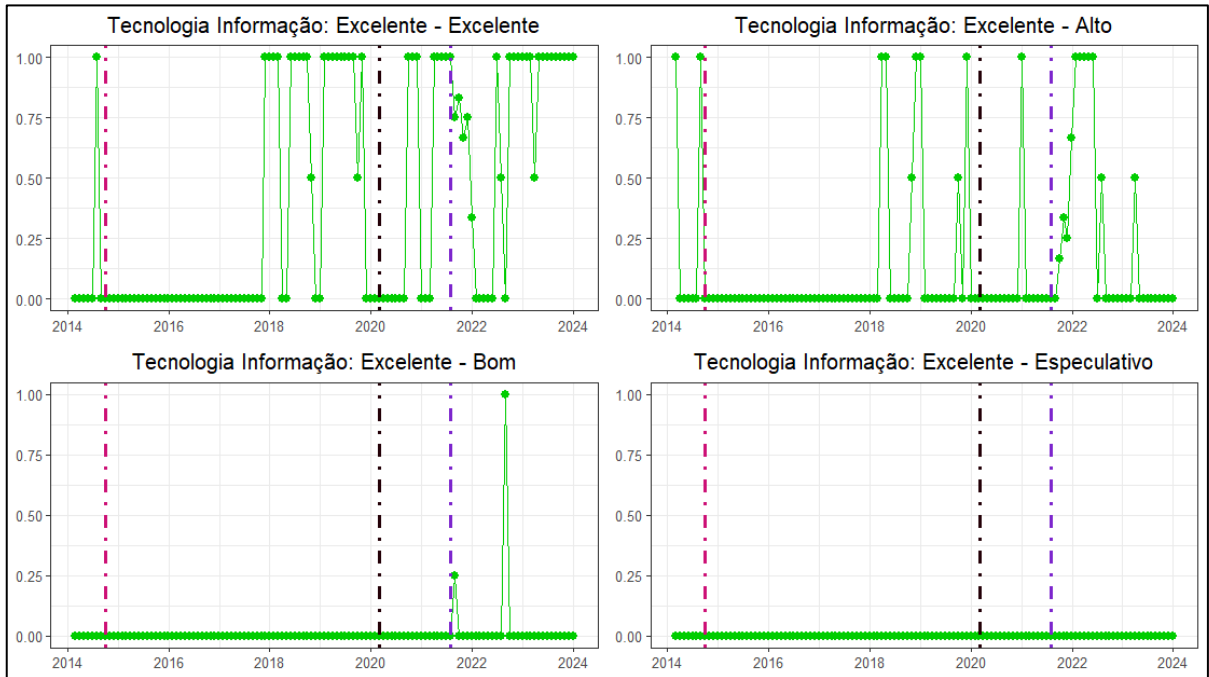
Figura B32 – Setor de Saúde: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Especulativo’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição. Início dos ciclos de deterioração são destacados.

Fonte: Elaboração própria.

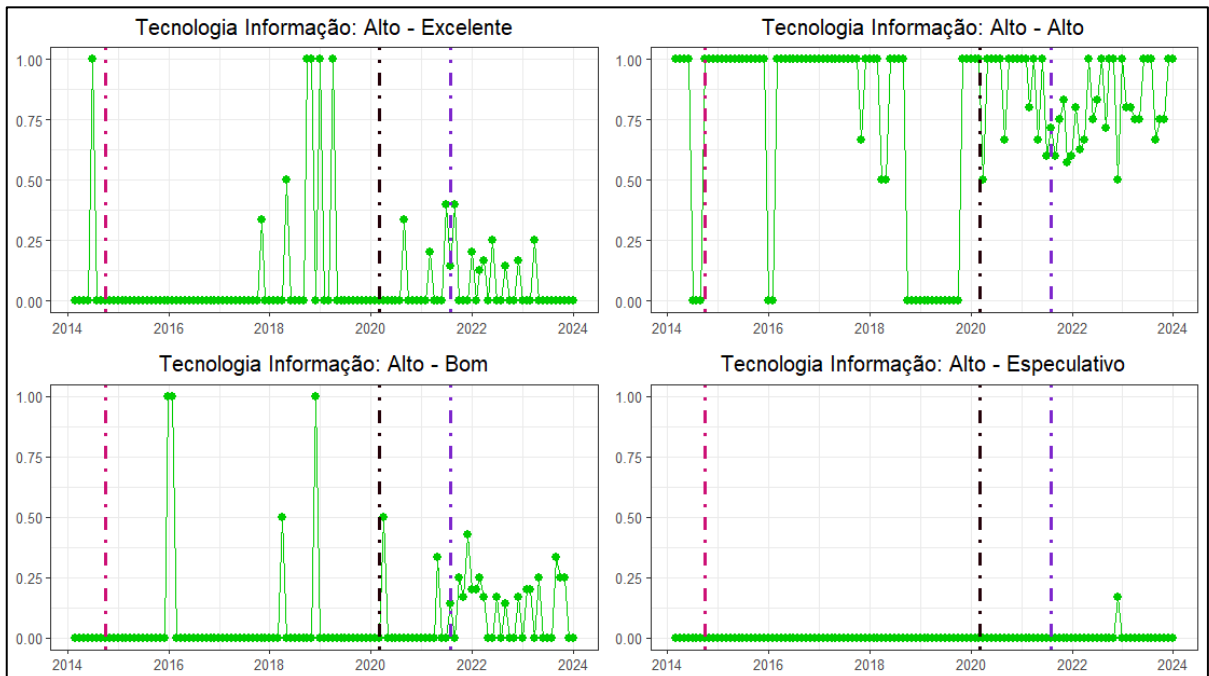
Figura B33 – Setor de Tecnologia da Informação: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Excelente’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição. Início dos ciclos de deterioração são destacados.

Fonte: Elaboração própria.

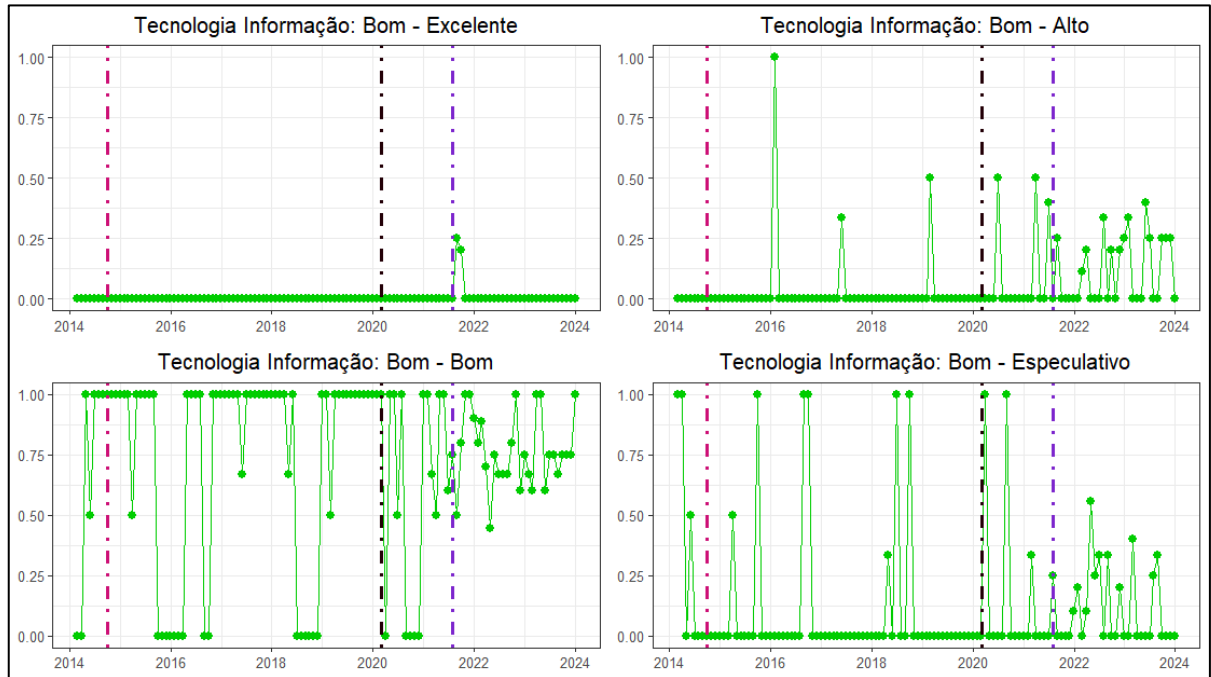
Figura B34 – Setor de Tecnologia da Informação: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Alto’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição. Início dos ciclos de deterioração são destacados.

Fonte: Elaboração própria.

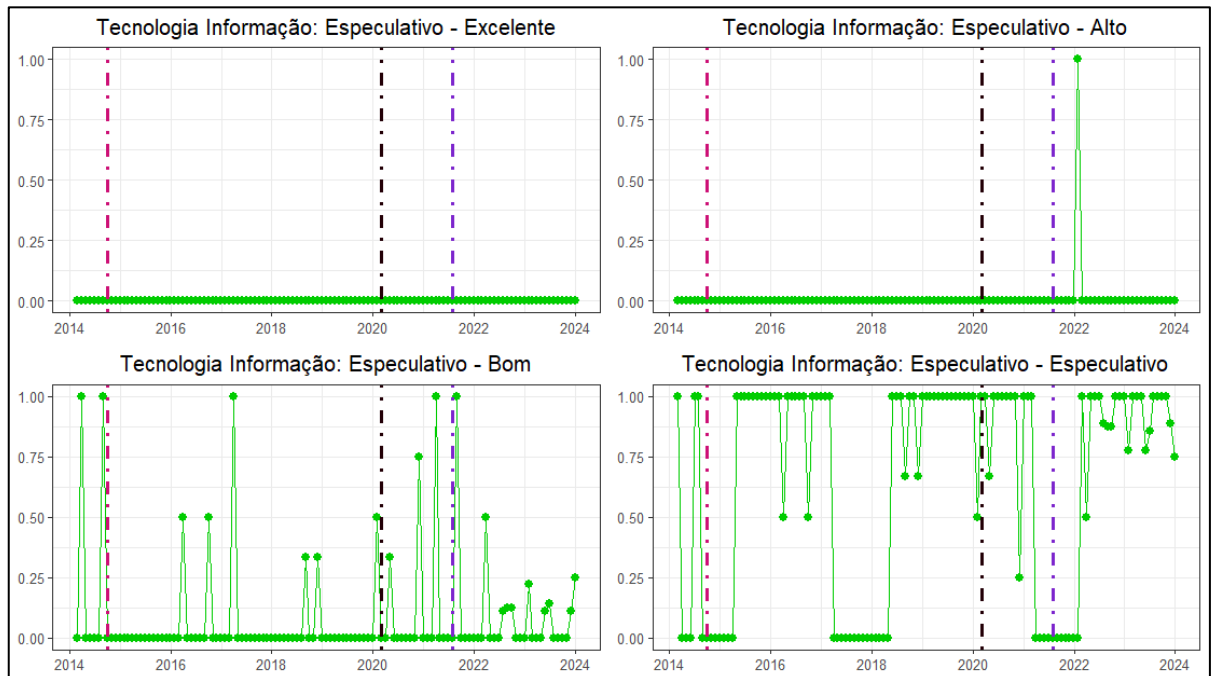
Figura B35 – Setor de Tecnologia da Informação: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Bom’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição. Início dos ciclos de deterioração são destacados.

Fonte: Elaboração própria.

Figura B36 – Setor de Tecnologia da Informação: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Especulativo’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição. Início dos ciclos de deterioração são destacados.

Fonte: Elaboração própria.

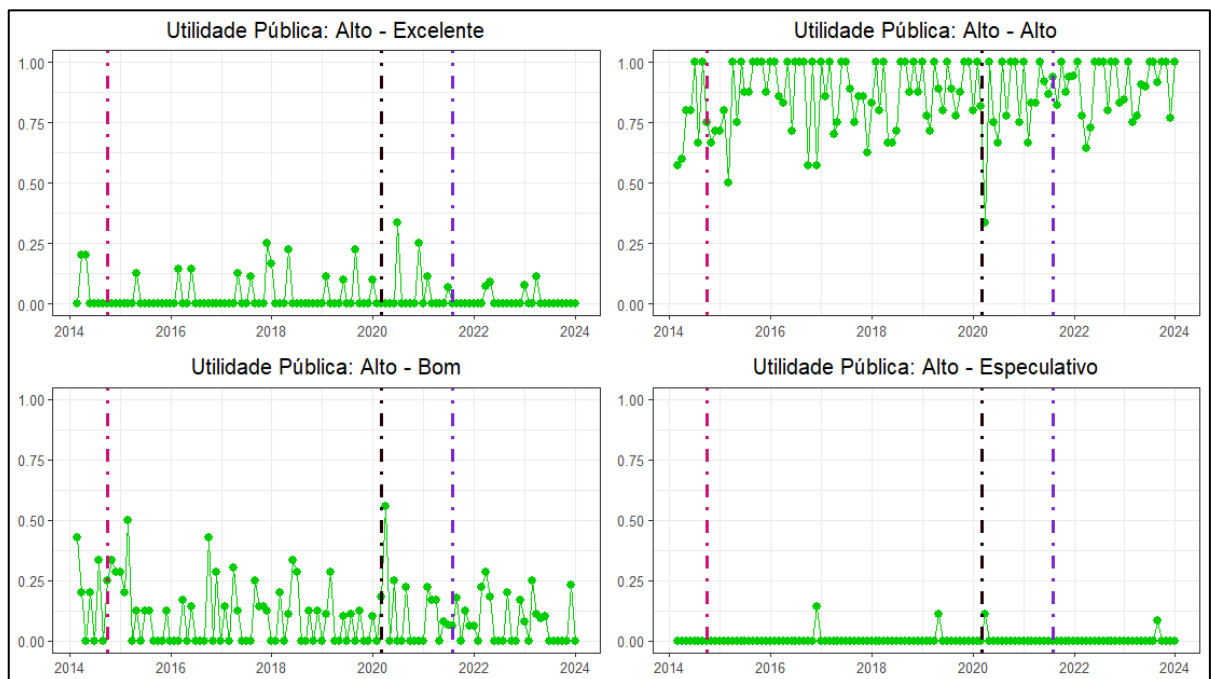
Figura B37 – Setor de Utilidade Pública: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Excelente’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição. Início dos ciclos de deterioração são destacados.

Fonte: Elaboração própria.

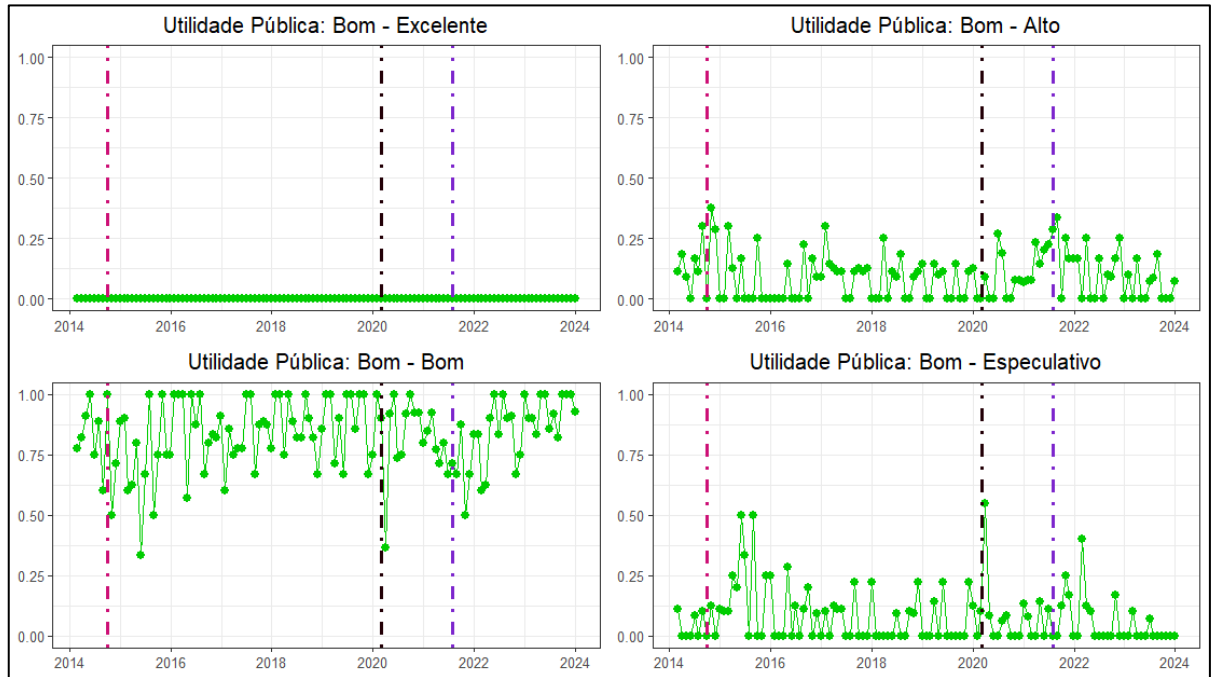
Figura B38 – Setor de Utilidade Pública: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Alto’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição. Início dos ciclos de deterioração são destacados.

Fonte: Elaboração própria.

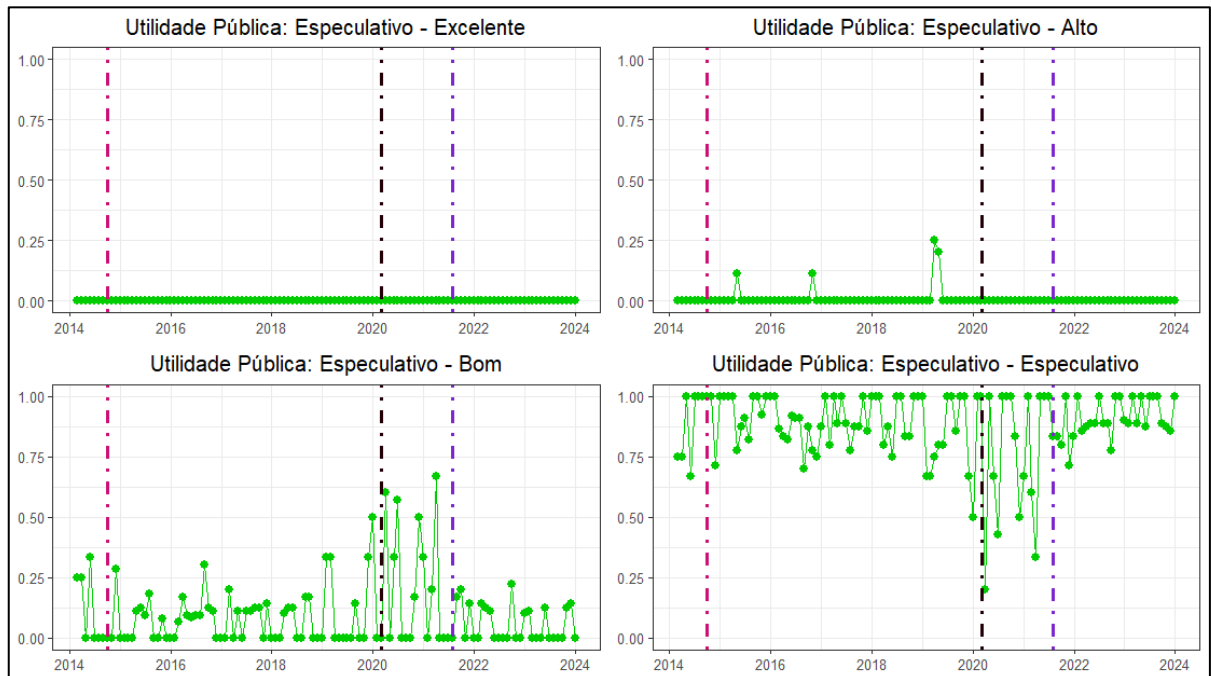
Figura B39 – Setor de Utilidade Pública: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Bom’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição. Início dos ciclos de deterioração são destacados.

Fonte: Elaboração própria.

Figura B40 – Setor de Utilidade Pública: probabilidades de transição a partir de perfil de crédito ‘Especulativo’.



Nota: Evolução das probabilidades de transição. Início dos ciclos de deterioração são destacados.

Fonte: Elaboração própria.

APÊNDICE C

Tabela C01 – Descrição dos indicadores financeiros e contábeis das firmas.

Variável	Descrição
Ativos Totais	Ativos totais reportados pela empresa. Se não for reportado pela empresa, será a soma entre ativo circulante e ativo não-circulante.
Dívidas Totais	Representa o valor total dos empréstimos reportados pela empresa. Medida inclui as dívidas de curto e longo prazo.
Ativos Circulantes	Soma de despesas antecipadas, contas a receber e empréstimos, caixa e investimentos de curto prazo, ativos de operações descontinuadas, valor justo de instrumentos financeiros ou contratos de curto prazo cujo valor deriva de outra medida financeira, total de estoques e outros ativos circulantes.
Passivos Circulantes	Soma das obrigações de curto prazo de uma empresa, ou seja, aquelas com vencimento em até um ano. Este item é aplicável a balanços patrimoniais diferenciados.
EBITDA	Valor dos lucros antes dos juros, impostos, depreciação e amortização do período.
Ano	Ano de fundação da organização.

Notas: (i) Os indicadores descritos são reportados nos balanços patrimoniais ou nos demonstrativos de resultados das empresas brasileiras de capital aberto, sendo utilizados para a construção das *proxies* de heterogeneidade das firmas. (ii) As descrições apresentadas são versões resumidas daquelas fornecidas pela LSEG Data & Analytics.

Fonte: Elaboração própria.

APÊNDICE D

Tabela D01 – Dimensões de Heterogeneidade, Teste Robustez (*StarMine Rating*)

Modelo	POOLED	EFEITOS ALEATÓRIOS
EMBI	-0,0009*** (0,00024)	-0,0015*** (0,00034)
VIX	-0,0072 (0,004408)	-0,0143** (0,00602)
IBC-Br, Δ%	0,7907*** (0,29021)	1,1221** (0,35802)
Tamanho	0,1207*** (0,03312)	0,0046 (0,08706)
Alavancagem	-0,0179*** (0,00684)	-0,0852** (0,00408)
Liquidez	0,1596*** (0,02523)	0,0844*** (0,02787)
Lucratividade	0,0087 (0,03037)	0,2054*** (0,04808)
Idade	0,0010 (0,00194)	0,0005 (0,00459)
Observações	5948	5948
Log-Lik	-15557	-13000
Pseudo R2	0,1679	0,1396
Sigma ²	-	2,0752 (0,28393)
M1_U	-0,3964 (0,74958)	-5,3987 (2,06329)
M2_U	-0,0145 (0,73651)	-4,7454 (2,04079)
M3_U	0,2763 (0,73753)	-4,2583 (2,03605)
M4_U	0,5371 (0,73186)	-3,8447 (2,03714)
M5_U	0,8609 (0,73422)	-3,3348 (2,03701)
M6_U	1,2007 (0,74518)	-2,7934 (2,03018)
M7_U	1,5543 (0,75259)	-2,2129 (2,02382)
M8_U	1,8462 (0,75747)	-1,7222 (2,01883)
M9_U	2,0809 (0,76068)	-1,3223 (2,01704)
M10_U	2,2909 (0,76183)	-0,9637 (2,01462)
M11_U	2,5192 (0,76257)	-0,5777 (2,01263)
M12_U	2,7609 (0,76237)	-0,1731 (2,00733)
M13_U	3,0489 (0,76297)	0,2973 (2,00485)
M14_U	3,3702 (0,76339)	0,8138 (2,00582)
M15_U	3,7183 (0,76152)	1,3889 (2,00634)
M16_U	4,0889 (0,75959)	2,0104 (2,00769)
M17_U	4,5359 (0,75639)	2,7214 (2,00913)
M18_U	5,1295 (0,75191)	3,5810 (2,01437)
M19_U	5,5606 (0,75380)	4,2092 (2,00926)

Fonte: Elaboração própria.

Notas: (i) Variável dependente consiste nos 20 *ratings* sem agrupamento. (ii) Métrica de ajuste é Pseudo R2 de McFadden. (iii) Erro padrão robusto entre parênteses. (iv) Significância dos coeficientes: *** (p < 0,01), ** (p < 0,05), * (p < 0,1). (v) M_U se referem aos múltiplos limiares estimados para um modelo probit multinomial.

Tabela D02 – Dimensões de Heterogeneidade, Teste Robustez (Agrupamento GI vs. GE)

Modelo	POOLED	EFEITOS ALEATÓRIOS
EMBI	-0,0012*** (0,00043)	-0,0016** (0,00061)
VIX	-0,0092 (0,00631)	-0,0174** (0,00849)
IBC-Br, Δ%	1,4035** (0,46191)	2,0042*** (0,65139)
Tamanho	0,1835*** (0,050442)	0,0578 (0,10289)
Alavancagem	-2,3714*** (0,41407)	-3,3282*** (0,59716)
Liquidez	0,3990*** (0,09797)	0,2616** (0,12233)
Lucratividade	0,0080 (0,04169)	0,3900* (0,23404)
Idade	0,0022 (0,00230)	-0,0006 (0,00376)
Observações	5948	5948
Log-Lik	-2965	-2117
Pseudo R2	0,3426	0,2197
Sigma ²	-	1,8977 (0,31412)
M_U	3,2027 (1,0707)	-0,6729 (2,23063)

Fonte: Elaboração própria.

Notas: (i) Variável dependente consiste no agrupamento GI (grau de investimento) vs. GE (grau especulativo) das 20 categorias de *rating*. (ii) Em função de serem duas categorias na variáveis resposta, temos um modelo probit binominal, ao invés de um multinominal. (iii) Métrica de ajuste é Pseudo R2 de McFadden. (iv) Erro padrão robusto entre parênteses. (v) Significância dos coeficientes: *** (p < 0,01), ** (p < 0,05), * (p < 0,1). (vi) M_U se refere à única saída de limiar no software STATA (comandos oprobit e xtoprobit).

APÊNDICE E

Tabela E01 – Vetores de heterogeneidade na transmissão do risco soberano, Teste Robustez (*StarMine Rating*)

Modelo	POOLED	EFEITOS ALEATÓRIOS
EMBI	0,0004 (0,00305)	-0,0006 (0,00310)
VIX	-0,0074*** (0,00239)	-0,0145*** (0,00269)
IBC-Br, Δ%	0,7771* (0,42522)	1,1148*** (0,43459)
Tamanho	0,1468*** (0,03975)	0,0262 (0,05318)
Alavancagem	0,0313** (0,01371)	0,0057 (0,01614)
Liquidez	0,0706** (0,02875)	0,0347 (0,02964)
Lucratividade	0,0063 (0,08294)	0,2138** (0,08587)
Idade	-0,0010 (0,00224)	-0,0022 (0,00398)
EMBI x Tamanho	-0,0001 (0,00013)	-0,0001 (0,00013)
EMBI x Alavancagem	-0,0002*** (0,00005)	-0,0001 (0,00008)
EMBI x Liquidez	0,0003*** (0,00010)	0,0002* (0,00012)
EMBI x Lucratividade	1,3e-05 (0,00028)	2,8e-05 (0,00028)
EMBI x Idade	7,2e-06 (0,00000)	9,1e-06 (0,00000)
Observações	5948	5948
Log-Lik	-15544	-12997
Pseudo R2	0,1685	0,1398
Sigma ²	-	2,0628 (0,23537)
M1_U	-0,0708 (0,91957)	-5,1375 (1,22586)
M2_U	0,3088 (0,91776)	-4,4877 (1,22294)
M3_U	0,6009 (0,91722)	-4,0004 (1,22216)
M4_U	0,8637 (0,91697)	-3,5862 (1,22179)
M5_U	1,1895 (0,91679)	-3,0758 (1,22164)
M6_U	1,5312 (0,91679)	-2,5341 (1,22194)
M7_U	1,8865 (0,91689)	-1,9531 (1,22224)
M8_U	2,1795 (0,91699)	-1,4619 (1,22232)
M9_U	2,4148 (0,91709)	-1,0618 (1,22233)
M10_U	2,6254 (0,91721)	-0,7029 (1,22228)
M11_U	2,8542 (0,91733)	-0,3168 (1,22222)
M12_U	3,0962 (0,91743)	0,0878 (1,22212)
M13_U	3,3844 (0,91751)	0,5582 (1,22194)
M14_U	3,7057 (0,91756)	1,0745 (1,22169)
M15_U	4,0538 (0,91758)	1,6491 (1,22130)
M16_U	4,4247	2,2706

M17_U	(0,91762) 4,8733	(1,22095) 2,9835
M18_U	(0,91786) 5,5471	(1,22098) 3,8468
M19_U	(0,91865) 5,9036	(1,22161) 4,4763
	(0,92012)	(1,22364)

Fonte: Elaboração própria.

Notas: (i) Variável dependente consiste nos 20 *ratings* sem agrupamento. (ii) Métrica de ajuste é Pseudo R2 de McFadden. (iii) Erro padrão robusto entre parênteses. (iv) Significância dos coeficientes: *** (p < 0,01), ** (p < 0,05), * (p < 0,1). (v) M_U se referem aos múltiplos limiares estimados para um modelo probit multinomial.

Tabela E02 – Vetores de heterogeneidade na transmissão do risco soberano, Teste Robustez (Agrupamento GI vs. GE)

Modelo	POOLED	EFEITOS ALEATÓRIOS
EMBI	0,0036 (0,00447)	0,0008 (0,00561)
VIX	-0,0095*** (0,00342)	-0,0174*** (0,00453)
IBC-Br, Δ%	1,3543** (0,60725)	1,9896*** (0,75700)
Tamanho	0,2197*** (0,06086)	0,0708 (0,09142)
Alavancagem	-2,6792*** (0,51529)	-3,5411*** (0,65760)
Liquidez	0,7950*** (0,08878)	0,5324*** (0,11450)
Lucratividade	0,3260** (0,14734)	0,6707*** (0,20139)
Idade	0,0029 (0,00311)	-0,0010 (0,00509)
EMBI x Tamanho	-0,0001 (0,00020)	-0,0001 (0,00025)
EMBI x Alavancagem	0,0010 (0,00170)	0,0008 (0,00209)
EMBI x Liquidez	-0,0013*** (0,00027)	-0,0008** (0,00033)
EMBI x Lucratividade	-0,0010** (0,00047)	-0,0009 (0,00062)
EMBI x Idade	-2,6e-06 (0,00001)	1,2e-06 (0,00001)
Observações	5948	5948
Log-Lik	-2950	-2112
Pseudo R2	0,3459	0,2215
Sigma ²	-	1,8826 (0,29104)
M1_U	4,5898 (1,3639)	-0,0086 (2,05082)

Fonte: Elaboração própria.

Notas: (i) Variável dependente consiste no agrupamento GI (grau de investimento) vs. GE (grau especulativo) das 20 categorias de *rating*. (ii) Em função de serem duas categorias na variáveis resposta, temos um modelo probit binominal, ao invés de um multinomial. (iii) Métrica de ajuste é Pseudo R2 de McFadden. (iv) Erro padrão robusto entre parênteses. (v) Significância dos coeficientes: *** (p < 0,01), ** (p < 0,05), * (p < 0,1). (vi) M_U se refere à única saída de limiar no software STATA (comandos *oprobit* e *xtprobit*).