Panorama da Inadimplência no Brasil: Evidências Regionais e Segmentação por Perfil de Tomador

Godson Santos Castro[1], Cleomar Gomes da Silva[2]

Resumo

Este artigo analisa a dinâmica da inadimplência do crédito no Brasil entre 2012 e 2025, com foco nas disparidades regionais, nos perfis dos tomadores e nos tipos de crédito. A metodologia combina a abordagem de Convergência de Clubes, para examinar padrões estruturais de longo prazo, com o modelo de Conectividade e Spillovers, para avaliar efeitos de contágio de curto prazo. Os resultados mostram que a inadimplência é estruturalmente heterogênea, refletindo desigualdades socioeconômicas e regionais persistentes que impedem a convergência global na maior parte dos segmentos. A convergência global foi observada apenas no crédito livre para pessoas físicas (PF) no recorte por ocupação e no crédito direcionado para pessoas jurídicas (PJ) no recorte por estados, sendo este o único caso de convergência global absoluta. O crédito livre apresenta maior fragmentação, com agrupamentos territoriais entre PF e divisão estrutural entre micro e grandes empresas. A pandemia de Covid-19 intensificou essas assimetrias, ampliando grupos divergentes e dificultando a convergência. Em relação à conectividade, o contágio do risco é sistêmico para PF, com índices de transmissão de até 80%, enquanto trabalhadores autônomos e grupos de renda intermediária surgem como principais transmissores líquidos de risco. No segmento corporativo, a inadimplência é predominantemente idiossincrática, com baixos spillovers entre empresas. Os resultados destacam a importância da estabilidade da renda, do porte do tomador, da heterogeneidade regional e do desenho institucional do crédito na dinâmica do risco.
Palavras-chave: Inadimplência; Convergência de Clubes; Spillovers; Mercado de Crédito.
JEL: C33; E43; G21

Abstract

This paper analyzes the dynamics of non-performing loans (NPLs) in Brazil between 2012 and 2025, focusing on regional disparities, borrower profiles, and credit types. The methodology combines the Club Convergence approach, to examine long-run structural patterns, with the Connectivity and Spillovers model, to assess short-run contagion effects. The results show that delinquency is structurally heterogeneous, reflecting persistent socioeconomic and regional inequalities that prevent global convergence across most segments. Global convergence was observed only in free credit for households (PF) in the occupational segmentation and in earmarked credit for firms (PJ) across Brazilian states, the latter being the only case of absolute global convergence. Free credit exhibits greater fragmentation, with territorial clustering among households and a structural divide between micro and large firms. The COVID-19 pandemic intensified these asymmetries, increasing divergent groups and hindering convergence. Regarding connectivity, risk contagion is systemic for households, with transmission indices reaching up to 80%, while self-employed workers and middle-income groups emerge as the main net transmitters of risk. In the corporate segment, delinquency is predominantly idiosyncratic, with low spillover effects across firms. The results highlight the importance of income stability, borrower size, regional heterogeneity, and institutional credit design in shaping risk dynamics.
Key-words: Non-performing loans (NPLs); Club Convergence; Spillovers; Credit Market.

XIX ENCONTRO DA ASSOCIAÇÃO KEYNESIANA BRASILEIRA
Área 6 - Economia Monetária e Financeira e Dinâmica Inflacionária

[1] Doutorando do Programa de Pós-Graduação em Economia - Universidade Federal de Uberlândia. E-mail: godson.castro@ufu.br. Orcid: 0009-0007-9888-659X. O autor agradece o apoio da Capes.

[2] Professor do Programa de Pós-Graduação em Economia - Universidade Federal de Uberlândia e Pesquisador Associado do CNPq. E-mail: cleomargomes@ufu.br. Orcid: 0000-0002-1543-9097. O autor agradece o apoio do CNPq.

1 Introdução

A inadimplência de crédito é uma dimensão central para a avaliação da solidez do sistema financeiro e da dinâmica macroeconômica. No Brasil, o tema ganhou maior relevância após a pandemia da COVID-19, quando inflação elevada, aperto monetário e deterioração da renda real passaram a afetar de forma mais intensa a capacidade de pagamento de famílias e empresas. Definida como o atraso superior a 90 dias nas operações de crédito, a inadimplência (*Non-Performing Loans* – NPL) expressa não apenas risco bancário, mas também a interação entre condições financeiras e reais da economia.

Esse processo ocorre porque a elevação da inflação e dos juros encarece o serviço da dívida, enquanto a perda de renda real reduz a capacidade de pagamento dos agentes. O aumento da inadimplência, por sua vez, retroalimenta o sistema financeiro ao elevar provisões para perdas, restringir a oferta de crédito e ampliar *spreads*, produzindo efeitos sobre consumo, investimento e atividade econômica. Assim, a inadimplência deve ser compreendida como um fenômeno dinâmico e sistêmico.

No caso brasileiro, esse debate é particularmente relevante diante da expansão do crédito observada desde 2017, do aumento do comprometimento da renda das famílias e da elevação recente das taxas de inadimplência. A desagregação desses dados revela heterogeneidades importantes. A inadimplência das famílias permanece sistematicamente acima da observada entre empresas, enquanto o crédito livre apresenta níveis superiores aos do crédito direcionado. Além disso, persistem diferenças regionais expressivas entre unidades federativas. Esses padrões indicam que medidas agregadas são insuficientes para compreender a dinâmica da inadimplência no país.

Essas diferenças sugerem que a dinâmica da inadimplência é condicionada pelo desenho institucional do crédito e pelas características econômicas dos tomadores. Nesse sentido, parte-se da hipótese de que o crédito direcionado, especialmente no segmento de pessoas jurídicas (PJ), apresenta maior integração e maior propensão à convergência do que o crédito livre e o segmento de pessoas físicas (PF). Essa expectativa decorre de menores assimetrias de informação, estruturas de garantias mais robustas e menor vulnerabilidade a choques macroeconômicos dos primeiros. Em nível desagregado, espera-se que esse padrão também se reproduza entre as subcategorias de tomadores: entre pessoas jurídicas, empresas de maior porte tendem a apresentar trajetórias de inadimplência mais estáveis e homogêneas do que micro e pequenas empresas; entre pessoas físicas, grupos com maior estabilidade ocupacional e maior nível de renda tendem a exibir menor vulnerabilidade e maior convergência ao longo do tempo.

Diante desse contexto, este artigo investiga a presença de convergência, total ou em clubes, das taxas de inadimplência no Brasil, considerando tipo e porte do tomador, modalidade de crédito e unidades federativas. Adicionalmente, analisa a dinâmica de conectividade, identificando canais de transmissão de choques e a posição relativa dos grupos como transmissores ou receptores de volatilidade. Utilizam-se dados mensais do Banco Central do Brasil, via SCR.Data, para o período de janeiro de 2012 a junho de 2025. A estratégia empírica combina os testes de Convergência de Clubes de Phillips e Sul (2007), Phillips e Sul (2009) com o modelo de Conectividade e *Spillovers* de Diebold e Yilmaz (2009), Diebold e Yilmaz (2012), estimado por TVP-VAR conforme (Antonakakis; Chatziantoniou; Gabauer, 2020).

Os resultados mostram que a inadimplência no mercado de crédito brasileiro é estruturalmente heterogênea. Predomina a ausência de convergência global, com formação de clubes e recorrência de divergência. Destacam-se a convergência absoluta no crédito direcionado para pessoas jurídicas entre as 27 unidades federativas e a fragmentação no crédito livre, com diferenciação regional entre

pessoas físicas e segmentação por porte entre empresas. A pandemia da COVID-19 aprofundou essas assimetrias. Quanto à conectividade, o contágio do risco é mais intenso entre pessoas físicas do que entre pessoas jurídicas. Em conjunto, os resultados evidenciam a centralidade da estabilidade de renda, a heterogeneidade regional persistente e o papel do desenho institucional do crédito na dinâmica da inadimplência.

Além desta introdução, o artigo está organizado em mais seis seções. A Seção 2 apresenta a revisão da literatura. A Seção 3 discute fatos estilizados sobre endividamento e inadimplência no Brasil. A Seção 4 descreve a metodologia econométrica. A Seção 5 apresenta os dados e estatísticas descritivas. A Seção 6 discute os resultados empíricos. Por fim, a Seção 7 apresenta as considerações finais.

2 Revisão de Literatura

A análise da inadimplência no sistema financeiro é central para compreender o desempenho macroeconômico e a transmissão da política monetária, entendida como os mecanismos pelos quais decisões de política monetária afetam o produto e a inflação (Taylor, 1995). Conforme Mishkin (1995), a política monetária opera por diferentes canais, incluindo o canal da taxa de juros, da taxa de câmbio, dos preços de ativos e, especialmente para este estudo, os canais de crédito e de tomada de risco.

O canal de crédito emerge da presença de assimetrias de informação e problemas de agência no sistema financeiro (Bernanke; Gertler, 1989), podendo ser dividido entre o canal do balanço patrimonial e o canal de empréstimos bancários. No primeiro, a capacidade de financiamento dos tomadores depende de seu patrimônio líquido; no segundo, a oferta de crédito é sensível às condições monetárias devido ao papel dos bancos como intermediários especializados em lidar com assimetrias e processamento de informações sobre os tomadores (Bernanke; Blinder, 1988; Bernanke; Blinder, 1992). Nesse contexto, a política monetária afeta não apenas o custo, mas também a disponibilidade de crédito e o prêmio financeiro externo (Bernanke; Gertler, 1995).

Além desses mecanismos, a literatura recente destaca o canal de tomada de risco da política monetária, segundo o qual mudanças nas condições monetárias afetam a percepção e a tolerância ao risco por parte dos intermediários financeiros (Borio; Zhu, 2012). Em ambientes de juros baixos e elevada liquidez, bancos tendem a expandir o crédito para tomadores mais arriscados, reduzindo *spreads* e relaxando critérios de concessão (Gambacorta, 2009; Dell'Ariccia; Laeven; Marquez, 2010). Esse comportamento está associado à dinâmica pró-cíclica da alavancagem e dos balanços bancários (Adrian; Shin, 2010), sendo reforçado por condições de liquidez global que ampliam os ciclos financeiros (Bruno; Shin, 2014).

Evidências empíricas mostram que períodos prolongados de juros baixos incentivam a concessão de crédito mais arriscado, aumentando a probabilidade futura de inadimplência (Jiménez *et al.*, 2014). Nessa mesma linha, Rajan (2006) argumenta que mudanças nos incentivos do sistema financeiro podem intensificar a tomada de risco em ambientes de elevada liquidez. Assim, a inadimplência pode ser interpretada como a materialização do risco de crédito acumulado ao longo do ciclo financeiro, conectando diretamente política monetária, risco bancário e estabilidade financeira.

A literatura sobre inadimplência mostra que os empréstimos inadimplentes (Non-Performing Loans ou NPLs) resultam da interação entre fatores macroeconômicos, bancários e institucionais, com efeitos que se reforçam ao longo do ciclo econômico (Nkusu, 2011; Messai; Jouini, 2013). Em termos gerais, crescimento do PIB reduz a inadimplência, enquanto desemprego, inflação e choques de juros a

elevam, evidenciando seu caráter contracíclico.

No nível micro, características bancárias desempenham papel relevante: maior rentabilidade (ROA), capitalização e qualidade da governança reduzem o risco, enquanto expansões rápidas de crédito associadas a critérios menos rigorosos aumentam a probabilidade de *default* (Messai; Jouini, 2013; Nikolopoulos; Tsalas, 2017). Evidências internacionais confirmam esses padrões e destacam os efeitos adversos da inadimplência sobre investimento, crescimento e emprego (Khairi; Bahri; Artha, 2021).

Além de refletir o ciclo econômico, a inadimplência também atua como mecanismo de amplificação de choques, ao deteriorar balanços bancários, restringir o crédito e reduzir a atividade econômica (Nkusu, 2011). Fatores institucionais e de mercado também são relevantes: maior incerteza econômica eleva os NPLs, enquanto a concentração bancária apresenta efeito não linear sobre a inadimplência (Karadima; Louri, 2021). Políticas macroprudenciais, por sua vez, tendem a reduzir a inadimplência, embora seus efeitos dependam das características dos bancos e do estágio do ciclo econômico (Saif-Alyousfi, 2025).

No Brasil, a evidência empírica confirma a pró-ciclicalidade da inadimplência e sua sensibilidade a variáveis como hiato do produto, renda e taxa Selic (Linardi, 2008). Estudos de estresse mostram relação negativa robusta entre PIB e inadimplência e heterogeneidade entre segmentos de crédito (Vazquez; Tabak; Souto, 2012) e o trabalho de (Marins; Neves, 2013) mostra como a taxa de crescimento do PIB e a inflação impactam negativamente e ajudam a explicar a probabilidade inadimplência por parte das firmas brasileiras. Além disso, a inadimplência afeta a eficiência e a estabilidade do sistema bancário, embora o sistema financeiro brasileiro apresente relativa resiliência a choques (Takahashi; Vasconcelos, 2024; Souza, 2016; Montes; Valladares, 2024).

Por fim, estudos recentes aplicam métodos de convergência para analisar a dinâmica da inadimplência no sistema bancário. A evidência aponta ausência de convergência global, mas presença de clubes de convergência, refletindo heterogeneidades estruturais entre países e instituições (Matousek *et al.*, 2015; Karadima; Louri, 2020; Apergis, 2022). Esses resultados indicam que choques sistêmicos, como crises financeiras e a pandemia de COVID-19, podem alterar significativamente a dinâmica da inadimplência, reforçando a importância de análises que considerem tanto fatores macroeconômicos quanto estruturais.

Mais especificamente, Apergis (2022) utilizou o método de convergência de Phillips-Sul para identificar clubes de convergência da taxa de inadimplência total entre países da União Europeia pré e durante a pandemia da Covid-19 e os fatores que determinam essa convergência com um modelo logit, utilizando variáveis macroeconômicas (PIB real e taxa de juros), institucionais (eficiência jurídica medida pelo tempo de resolução de disputas) e variáveis microeconômicas referentes aos bancos (retorno dos ativos, capitalização, risco e empréstimos sobre ativos). Como resultado, obteve que a pandemia causou uma mudança na formação de clubes de convergência, com a presença de mais clubes após a crise e mais divergentes, ao passo que fatores como crescimento econômico, rentabilidade bancária e risco foram os que mais contribuíram para essa mudança, refletindo a piora dessas variáveis com a crise da Covid-19.

A literatura de convergência tem origem no modelo neoclássico de Solow (1956), que prevê crescimento mais rápido em economias pobres devido à produtividade marginal decrescente do capital. A evidência empírica, contudo, levou ao conceito de convergência condicional, no qual o processo depende de características estruturais específicas, como destacado por Baumol (1986) e (Lee; Pesaran; Smith, 1997), originando a ideia de convergência de clubes.

Empiricamente, trabalhos como Barro (1991), Barro *et al.* (1991), Barro e Sala-i-Martín (1992)

e Mankiw, Romer e Weil (1992) testam a convergência por meio de regressões entre crescimento e renda inicial, onde um coeficiente β negativo indica convergência β. No entanto, a literatura distingue esse conceito da convergência σ, que se refere à redução da dispersão de renda. Para Friedman (1992) e Quah (1993), a presença de convergência β não implica necessariamente convergência σ, pois choques idiossincráticos podem ampliar desigualdades. Assim, Lee, Pesaran e Smith (1997) enfatiza que diferentes economias podem convergir para estados estacionários distintos, mantendo ou até ampliando disparidades.

Na literatura de conectividade, Diebold e Yilmaz (2009) introduzem o índice de conectividade total com base na decomposição da variância do erro de previsão em modelos VAR, posteriormente ampliado por Diebold e Yilmaz (2012) com medidas direcionais. Extensões mais recentes, como Gabauer e Gupta (2018), Baruník e Křehlík (2018) e Antonakakis, Chatziantoniou e Gabauer (2020), incorporam dinâmicas temporais e decomposições em frequência, mostrando que a conectividade é instável e dependente do horizonte e do regime macroeconômico. Em especial, o modelo TVP-VAR de Antonakakis, Chatziantoniou e Gabauer (2020) dispensa janelas móveis arbitrárias e fornece medidas mais robustas, sendo adequado para aplicações em mercados de crédito e taxas de juros.

3 Inadimplência e Endividamento: Fatos Estilizados

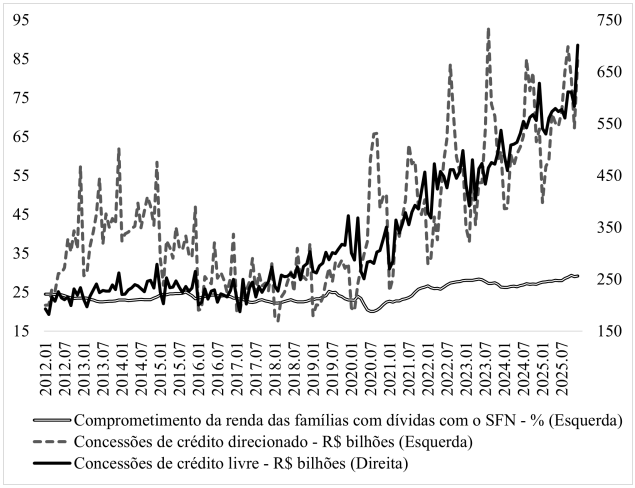
Para a compreensão da inadimplência na economia Brasileira, é importante analisar algumas variáveis que se relacionam com a taxa de inadimplência, segundo a literatura. No Gráfico a) da Figura 1 é possível observar que as concessões de crédito livre no Brasil estão em um patamar superior ás concessões do crédito direcionado, e que principalmente a partir de 2018, o volume mensal de concessões de crédito tem aumentado significativamente para ambas modalidades de crédito. Além disso, neste gráfico também pode-se notar os ciclos de expansão do crédito direcionado entre 2012 e início de 2015, seguido de contração até 2018 e o atual ciclo de expansão do crédito direcionado após 2020, ao passo que para o crédito livre, obtém-se esses mesmos ciclos, de forma menos acentuada e com queda das concessões durante a pandemia da Covid-19, mas com expansão maior após 2020, quando saiu de um patamar de 300 bilhões para ultrapassar os 700 bilhões de reais em dezembro de 2025.

O Gráfico a) da Figura 1 também mostra a dinâmica do endividamento das famílias (comprometimento da renda das famílias com o serviço da dívida com o Sistema Financeiro Nacional). Destaca-se o atual ciclo de alta do endividamento das famílias no período recente, quando saiu do seu patamar mais baixo da amostra, em torno de 20% da renda comprometida com dívidas em meados de 2020, e passando de 29% no fim de 2025. Os dados aqui não foram tratados, estando com os componentes sazonais para que seja possível observar os movimentos cíclicos da das concessões e sua tendência de alta após 2020.

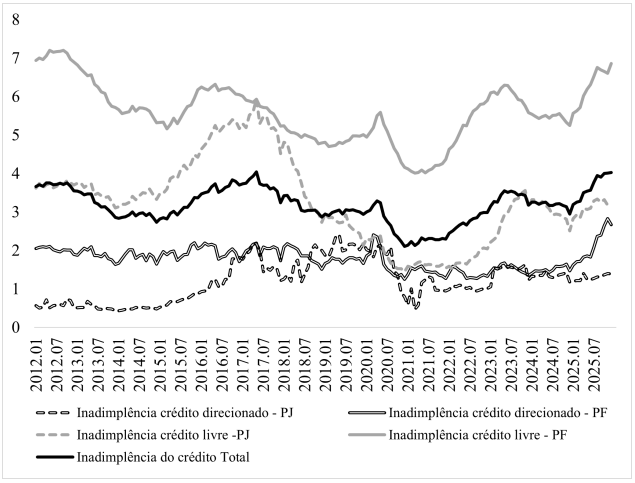
No Gráfico b) da Figura 1 estão as taxas de inadimplência total e desagregadas por tipo de crédito e de tomador. Observa-se que a inadimplência total passou de 2,11% em dezembro de 2020 para 4,03% em dezembro de 2025. Examinando a inadimplência de forma desagregada, pode-se perceber que a taxa de inadimplência para o crédito livre no Brasil tem se mantido acima da taxa de inadimplência do crédito direcionado durante o período da amostra, com exceção do período entre o início de 2020 e o início de 2022 quando a inadimplência do crédito livre para PJ ficou num patamar semelhante à inadimplência PF e PJ do crédito direcionado, próximo dos 2%.

Figura 1 – Concessões de Crédito, Endividamento e Inadimplência

a) Concessões de Crédito e Endividamento



b) Taxas de Inadimplência (%)



Fonte: Elaboração própria com dados do Banco Central do Brasil.

Ademais, o Gráfico b) da Figura 1 também mostra que majoritariamente a inadimplência para pessoa física fica acima da taxa de inadimplência para pessoa jurídica. Comportamento que é mais acentuado para o crédito livre, o que também é resultado compatível com problemas de maiores assimetrias de informação, menos garantias, prazos mais curtos e maior vulnerabilidade das famílias em relação às empresas e do crédito livre com relação ao crédito direcionado.

Outra variável relevante para compreender a inadimplência é a taxa de desocupação. A Tabela 1 sintetiza a trajetória da desocupação nas unidades federativas brasileiras entre 2012 e 2025, apresentando o nível observado no início da amostra, o pico ao longo do período, o trimestre em que esse pico ocorreu e o valor registrado ao final de 2025. Os dados evidenciam heterogeneidade regional tanto nos níveis quanto na magnitude das oscilações do desemprego.

Nos estados da região Norte, as taxas de desocupação no início da amostra situavam-se entre 8,0% e 12,6%, atingindo picos entre 11,7% e 21,6%, em geral entre 2017 e 2021. Ao final de 2025, os níveis recuaram para um intervalo entre 2,6% e 8,4%. No Nordeste, as taxas iniciais variavam entre 7,3% e 11,6%, enquanto os picos oscilaram entre 15,1% e 21,8%, concentrando-se principalmente entre 2020 e 2021. Em 2025, apesar da redução observada, as taxas permaneceram entre 5,0% e 8,8%, acima das registradas em parte relevante das demais regiões.

No Centro-Oeste, as taxas de desocupação partiram de valores entre 6,3% e 8,8%, alcançaram máximos entre 10,7% e 15,7% e encerraram 2025 em níveis entre 2,4% e 6,8%. No Sudeste, as taxas iniciais situavam-se entre 7,6% e 8,5%, atingiram picos entre 14,0% e 19,7%, e recuaram para valores entre 2,4% e 6,9% no final da amostra. Já na região Sul observam-se os menores níveis ao longo de todo o período: as taxas partiram de 4,1% a 5,6%, atingiram máximos entre 7,9% e 10,5% e encerraram 2025 entre 2,2% e 3,7%. Destaca-se Santa Catarina, que apresentou a menor taxa inicial (4,1%) e também o menor nível ao final da amostra (2,2%).

Tabela 1 – Taxa de desocupação por unidade federativa (%) - 2012–2025

Estado	2012.1	Pico	Trim.	2025.4	Estado	2012.1	Pico	Trim.	2025.4
Brasil	8,0	14,9	2020.3	5,1	Piauí	7,7	15,4	2021.2	8,0
Acre	9,2	18,2	2019.1	6,4	Rio Grande do Norte	11,6	17,8	2020.3	6,7
Amapá	12,6	21,6	2018.1	8,4	Sergipe	10,5	20,8	2020.3	7,5
Amazonas	11,1	18,0	2017.1	7,3	Distrito Federal	8,8	15,7	2020.3	6,8
Pará	8,0	13,9	2017.1	5,8	Goiás	6,3	14,0	2021.1	3,9
Rondônia	8,1	11,7	2020.3	2,6	Mato Grosso	6,6	10,7	2020.4	2,4
Roraima	8,5	19,0	2020.3	4,7	Mato Grosso do Sul	7,6	11,9	2020.3	2,4
Tocantins	8,4	17,1	2021.1	4,0	Espírito Santo	7,6	14,7	2017.1	2,4
Alagoas	11,3	20,7	2020.4	8,0	Minas Gerais	7,9	14,0	2021.1	3,8
Bahia	11,6	21,7	2021.1	8,0	Rio de Janeiro	8,5	19,7	2021.1	6,9
Ceará	7,3	15,1	2021.1	5,0	São Paulo	7,8	15,4	2020.3	4,7
Maranhão	7,9	17,8	2021.2	5,6	Paraná	5,6	10,5	2020.3	3,2
Paraíba	10,0	17,4	2020.3	5,7	Rio Grande do Sul	5,3	10,5	2020.3	3,7
Pernambuco	9,6	21,8	2021.2	8,8	Santa Catarina	4,1	7,9	2017.1	2,2

Fonte: Elaboração própria com dados do IBGE.
Nota: Pico corresponde ao maior valor observado e Trim. indica o trimestre em que o pico ocorreu.

Esses resultados indicam que as heterogeneidades observadas não se restringem ao mercado de crédito ou ao perfil dos tomadores, mas também se manifestam nas condições regionais do mercado de trabalho. Essa dimensão ajuda a compreender os distintos padrões de formação de clubes de convergência da inadimplência, ao sugerir que diferenças persistentes de emprego e renda contribuem para trajetórias diferenciadas de risco de crédito entre estados e grupos de tomadores.

4 Metodologia

O estudo utiliza duas abordagens complementares: (i) o modelo de convergência de clubes de Phillips e Sul (2007), Phillips e Sul (2009) e (ii) o modelo de conectividade dinâmica de Diebold e Yilmaz (2012), estendido por Antonakakis, Chatziantoniou e Gabauer (2020). Enquanto o primeiro identifica padrões de convergência e heterogeneidade de longo prazo, o segundo captura a propagação dinâmica de choques no sistema financeiro.

4.1 Modelo de Convergência de Clubes de Phillips e Sul

O modelo de Phillips e Sul (PS) baseia-se em um modelo fatorial dinâmico com heterogeneidade temporal, permitindo trajetórias individuais distintas e identificação endógena de clubes de convergência, sem impor restrições fortes de estacionariedade (Rughoo; Sarantis, 2012; Sichera; Pizzuto, 2019; Tomal, 2024). Além disso, o método é robusto a quebras estruturais e permite estimar a velocidade de convergência (Antonakakis *et al.*, 2017).

A especificação inicial considera:

$$X_{it} = g_{it} + a_{it} \tag{1}$$

Reescrevendo:

$$X_{it} = \delta_{it}\mu_t \tag{2}$$

em que μ_t representa o fator comum e δ_{it} mede o desvio idiossincrático em relação à tendência comum.

O parâmetro de transição relativo é definido como:

$$h_{it} = \frac{X_{it}}{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} X_{it}} \tag{3}$$

Sob convergência, $h_{it} \to 1$ e a variância transversal converge para zero:

$$\sigma_t^2 = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(h_{it} - 1)^2 \to 0 \tag{4}$$

Para evitar distorções cíclicas, aplica-se filtragem das séries. Embora o filtro HP seja amplamente utilizado (Hodrick; Prescott, 1997), este estudo adota o filtro HP ampliado (*boosted HP*) de Phillips e Shi (2021), que melhora a captura de tendências não lineares e quebras estruturais (Mei; Phillips; Shi, 2022).

O teste de convergência baseia-se na regressão Log t:

$$H_t = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(\hat{h}_{it} - 1)^2 \tag{5}$$

$$\log\left(\frac{H_t}{H_{t-1}}\right) - 2\log L(t) = \hat{a} + \hat{b}\log t + \hat{u}_t \tag{6}$$

em que $\hat{b} = 2\hat{\alpha}$. A hipótese nula de convergência é rejeitada se $\hat{t}_b < -1{,}65$ ao nível de 5

Mesmo na ausência de convergência global, o método permite identificar clubes de convergência por meio de um algoritmo iterativo que: (i) ordena os indivíduos, (ii) forma um núcleo inicial, (iii) expande o grupo com base no teste Log t e (iv) repete o procedimento para os remanescentes. Adicionalmente, Phillips e Sul (2009) propõem um critério de fusão para evitar sobredeterminação de clubes.

4.2 Modelo de Conectividade Dinâmica (TVP-VAR)

Para complementar a análise de longo prazo, utiliza-se o modelo de conectividade dinâmica baseado em TVP-VAR (Antonakakis; Chatziantoniou; Gabauer, 2020), que permite coeficientes e volatilidades variantes no tempo, capturando mudanças graduais na interdependência financeira.

O modelo é especificado como:

$$\mathbf{x}_t = \mathbf{Z}_t\boldsymbol{\beta}_t + \boldsymbol{\varepsilon}_t \tag{7}$$

$$\boldsymbol{\beta}t = \boldsymbol{\beta}t - 1 + \boldsymbol{\nu}_t \tag{8}$$

A representação em média móvel é:

$$\mathbf{x}t = \sum h = 0^{\infty}\boldsymbol{\Psi}h, t\boldsymbol{\varepsilon}t - h \tag{9}$$

Com base nisso, calcula-se a decomposição generalizada da variância do erro de previsão:

$$\theta_{ij,t}^{(H)} = \frac{\sigma_{jj,t}^{-1}\sum_{h=0}^{H-1}\left(\mathbf{e}i'\boldsymbol{\Psi}h, t\boldsymbol{\Sigma}_t\mathbf{e}j\right)^2}{\sum h = 0^{H-1}\mathbf{e}i'\boldsymbol{\Psi}h, t\boldsymbol{\Sigma}t\boldsymbol{\Psi}h, t'\mathbf{e}_i} \tag{10}$$

Após normalização:

$$\tilde{\theta}ij, t^{(H)} = \frac{\theta ij, t^{(H)}}{\sum_{j=1}^{N}\theta_{ij,t}^{(H)}} \tag{11}$$

As medidas de conectividade são então definidas como:

Índice total:

$$TCI_t^{(H)} = 100 \times \frac{\sum_{i=1}^{N}\sum_{j\neq i}\tilde{\theta}_{ij,t}^{(H)}}{N} \tag{12}$$

Conectividade recebida:

$$FROM_{i,t}^{(H)} = 100 \times \sum_{j \neq i} \tilde{\theta}_{ij,t}^{(H)} \tag{13}$$

Conectividade transmitida:

$$TO_{i,t}^{(H)} = 100 \times \sum_{j \neq i} \tilde{\theta}_{ji,t}^{(H)} \tag{14}$$

Conectividade líquida:

$$NET_{i,t}^{(H)} = TO_{i,t}^{(H)} - FROM_{i,t}^{(H)} \tag{15}$$

Essas métricas permitem identificar, ao longo do tempo, os agentes que atuam como transmissores ou receptores líquidos de choques, fornecendo uma medida dinâmica da importância sistêmica e da interdependência entre instituições.

5 Dados e Estatísticas Descritivas

As taxas de inadimplência utilizadas nas estimações foram coletadas do site do Banco Central do Brasil, do Sistema de Informações de Créditos (SCR.data). O cálculo da taxas de inadimplência foi feito pela razão das carteiras de crédito em inadimplência sobre as carteiras ativas de crédito. Alguns recortes de grupos de desagregação não foram considerados por terem valores zerados ou não existentes para alguns meses da amostra, como é o caso do Micro Empreendedor Individual (MEI), e outros grupos não entraram por falta de precisão na definição do grupo, como os casos de "Outros"ou "Sem Rendimento". O período de análise vai de janeiro de 2012 a junho de 2025 devido a mudanças metodológicas que modificaram a estruturação dos dados no SCR. Ademais, para o modelo de DY de conectividade, foi feito o logaritmo natural da primeira diferença das taxas de inadimplência para assegurar a estacionariedade das séries, o que foi confirmado por testes de raiz unitária.

Tabela 2 – Estatísticas descritivas das taxas de inadimplência (%) - jan/2012 a jun/2025

Crédito Livre						
Grupo	**Média**	**Mediana**	**Máximo**	**Mínimo**	**Desvio Padrão**	**Nº de Obs.**
PF Ocupação	4.60	4.58	8.26	2.31	1.29	972
PF Porte	5.45	5.42	11.89	1.24	1.95	1134
PJ Porte	4.36	4.06	13.12	0.15	2.81	648
Crédito Direcionado						
Grupo	**Média**	**Mediana**	**Máximo**	**Mínimo**	**Desvio Padrão**	**Nº de Obs.**
PF Ocupação	1.28	1.24	2.86	0.56	0.37	972
PF Porte	1.86	1.75	6.52	0.18	0.98	1134
PJ Porte	1.68	1.21	7.15	0.02	1.34	648

Fonte: Elaboração própria a partir de dados do Banco Central do Brasil.

As estatísticas descritivas foram sintetizadas por grupo. Contudo, a análise será conduzida com ênfase em valores relevantes das subcategorias de tomadores, considerando os recortes de porte e de ocupação. Pelas estatísticas descritivas da Tabela 2 observa-se que as taxas de inadimplência no crédito livre são sistematicamente superiores às do crédito direcionado em praticamente todos os grupos. Entre aposentados e pensionistas, por exemplo, a média passa de 1,34% no crédito direcionado para 3,37% no crédito livre. Entre autônomos, a diferença é ainda maior, de 1,72% para 5,88%, sugerindo que o crédito apresenta comportamento mais estável e menor risco médio de inadimplência.

No recorte de pessoas físicas há diferenças na inadimplência por porte de renda e ocupação, de modo que, em ambas as modalidades, as maiores taxas de inadimplência se concentram nos grupos de

menor renda, enquanto os estratos de renda mais elevada apresentam níveis substancialmente menores. No crédito direcionado, por exemplo, a média é de 3,36% para PF até 1 salário mínimo, 2,64% para PF de 1 a 2 salários mínimos e 0,82% para PF acima de 20 salários mínimos. No crédito livre, esse contraste é ainda mais acentuado, com 8,02% para PF de 1 a 2 salários mínimos, 7,15% para PF até 1 salário mínimo e 2,96% para PF acima de 20 salários mínimos, indicando maior vulnerabilidade das famílias com menor capacidade financeira. A heterogeneidade também aparece no critério ocupacional. No crédito livre, autônomos (5,88%), empregados do setor privado (5,38%) e empregados de entidades sem fins lucrativos (5,18%) apresentam taxas de inadimplência superiores às de servidores públicos (3,03%), o que sugere que maior estabilidade e previsibilidade da renda reduzem a exposição ao risco de inadimplência.

Entre as pessoas jurídicas, há também distinção por porte. Em ambas as modalidades, micro e pequenas empresas registram níveis de inadimplência superiores aos observados em médias e grandes empresas, com diferença mais acentuada no crédito livre. No crédito direcionado, as microempresas apresentam média de 2,07%, enquanto grandes empresas registram 0,43%. No crédito livre, as médias alcançam 6,20% nas microempresas e 6,77% nas pequenas empresas, frente a 1,11% nas grandes empresas. Isso sugere maior sensibilidade das firmas de menor porte a restrições de liquidez, volatilidade do faturamento e menor capacidade de absorver choques econômicos.

Outro aspecto relevante é a maior dispersão intra-grupos observada no crédito livre, evidenciada por desvios-padrão e valores máximos mais elevados. Entre as empresas, por exemplo, microempresas apresentam desvio-padrão de 1,75 e máximo de 11,40, enquanto pequenas empresas alcançam desvio-padrão de 2,41 e máximo de 13,12, valores superiores aos encontrados para o crédito direcionado. Entre as pessoas físicas, o grupo de 1 a 2 salários mínimos registra máximo de 10,56 no crédito livre, frente a 4,62 no crédito direcionado, indicando maior volatilidade e amplitude na distribuição dos riscos. Em conjunto, esses resultados mostram que o crédito livre concentra maior risco médio e maior volatilidade, ao mesmo tempo em que revela forte heterogeneidade entre grupos de renda, ocupação e porte empresarial.

Tabela 3 – Estatísticas descritivas da inadimplência por região (%)

Crédito Livre							**Crédito Direcionado**						
Região	**Média**	**Mediana**	**Máx.**	**Mín.**	**DP**	**Obs.**	**Região**	**Média**	**Mediana**	**Máx.**	**Mín.**	**DP**	**Obs.**
Pessoa Física													
N	5.13	5.02	9.45	2.70	1.11	1134	N	2.34	2.06	7.70	0.56	1.09	1134
NE	5.58	5.54	8.14	3.33	0.90	1458	NE	2.82	2.67	5.73	1.27	0.78	1458
CO	4.56	4.47	9.04	2.38	1.10	648	CO	1.61	1.53	3.92	0.64	0.52	648
SE	5.67	5.59	8.17	3.47	0.87	648	SE	1.68	1.49	4.14	0.72	0.62	648
S	4.65	4.62	6.67	3.09	0.73	486	S	1.09	1.09	1.76	0.61	0.22	486
Pessoa Jurídica													
N	5.17	4.60	15.40	0.95	2.64	1134	N	1.00	0.56	17.38	0.00	1.58	1134
NE	4.64	4.23	18.86	0.88	2.02	1458	NE	1.11	0.67	13.32	0.03	1.55	1458
CO	3.96	3.54	11.58	1.14	1.97	648	CO	1.06	0.64	10.78	0.03	1.42	648
SE	3.15	2.83	9.68	0.87	1.55	648	SE	0.78	0.54	3.84	0.04	0.71	648
S	3.29	3.28	6.78	0.89	1.38	486	S	0.89	0.64	3.77	0.18	0.65	486

Fonte: Elaboração própria a partir de dados do Banco Central do Brasil.

As estatísticas descritivas por unidade da federação foram sintetizadas na Tabela 3 por grandes regiões, com o objetivo de tornar a apresentação mais parsimoniosa e evidenciar padrões territoriais agregados. Essa agregação regional preserva a comparabilidade entre blocos geográficos e facilita a

identificação de regularidades estruturais, sem eliminar a heterogeneidade intrarregional observada nos dados estaduais.

Em termos agregados, os resultados mantêm o padrão observado nos recortes por porte e ocupação. O crédito direcionado apresenta níveis médios de inadimplência inferiores aos do crédito livre, tanto para PF quanto para PJ. No plano regional, as menores médias concentram-se no Sul e em parte do Sudeste, enquanto Norte e Nordeste registram taxas mais elevadas e maior dispersão. No crédito livre para pessoas físicas, por exemplo, as médias regionais variam de 4,65% no Sul a 5,67% no Sudeste, ao passo que, no crédito direcionado, os valores oscilam entre 1,09% no Sul e 2,82% no Nordeste. Entre pessoas jurídicas, o contraste é ainda maior no crédito livre, com média de 5,17% no Norte contra 3,15% no Sudeste.

Também há heterogeneidade por estado. No Norte, as diferenças são que no crédito direcionado para PF, as médias variam de 1,25% em Rondônia a 3,03% no Amapá, enquanto, no crédito livre, os valores vão de 4,38% em Rondônia a 6,17% no Amazonas. Entre pessoas jurídicas, destaca-se o Pará, com máximo de 17,38% no crédito direcionado.

No Nordeste, o crédito direcionado para PF tem médias que variam de 2,28% no Ceará a 3,60% no Maranhão, enquanto, no crédito livre, os valores oscilam entre 4,85% no Piauí e 6,11% em Pernambuco. Entre PJ, o Rio Grande do Norte apresenta a menor média regional no crédito direcionado (0,61%), enquanto Alagoas registra a maior (2,05%). No crédito livre, se destaca o Piauí, com valor máximo de 18,86%, o mais elevado entre os estados nordestinos.

No Centro-Oeste, para o crédito livre PF, o Mato Grosso apresenta média de 3,93%, enquanto Goiás alcança 5,55%. Entre pessoas jurídicas, Mato Grosso do Sul se destaca no crédito direcionado ao registrar valor máximo de 10,78%, indicando maior volatilidade dentro da região.

No Sudeste, as médias do crédito livre PF variam de 5,29% em Minas Gerais a 6,46% no Rio de Janeiro. No crédito direcionado, São Paulo apresenta média de 1,22%, ao passo que o Rio de Janeiro alcança 2,35%. Para PJ no crédito livre, São Paulo registra a menor média regional (2,78%) e o Espírito Santo a maior (3,91%).

O Sul apresenta os menores níveis médios de inadimplência e a menor dispersão relativa, mas ainda assim mantém diferenças internas. No crédito direcionado para PF, as médias variam de 0,99% em Santa Catarina a 1,14% no Rio Grande do Sul. No crédito livre PJ, os valores vão de 2,91% em Santa Catarina a 3,53% no Paraná.

6 Análise dos Resultados

Esta seção apresenta os resultados dos modelos de convergência e de conectividade para a taxa de inadimplência sob diferentes recortes de grupos. Esses recortes permitem identificar regularidades e possíveis mudanças nas trajetórias de longo prazo entre os grupos, bem como nas transmissões de volatilidade no curto prazo. A análise conjunta dos resultados de convergência e conectividade possibilita compreender como diferentes segmentos reagem, por meio das taxas de inadimplência, à estrutura do mercado de crédito brasileiro, aos choques econômicos e à dinâmica do ciclo econômico.

6.1 Resultados Modelo PS de Convergência de Clubes

Tendo em vista o debate sobre qual a forma mais adequada de calcular uma medida de convergência, Phillips e Sul (2007), Phillips e Sul (2009) propuseram o modelo PS de convergência que busca superar as limitações das análises dos modelos de convergência β e σ. Assim, Rughoo e Sarantis (2012) descrevem o método PS como um teste de cointegração assintótico que modela o equilíbrio de longo prazo, permitindo a heterogeneidade individual, que pode variar no tempo, tornando-o superior aos testes de convergência β e σ. Além disso, o coeficiente do teste de convergência do modelo PS também fornece informações acerca do tipo de convergência, já que se o coeficiente β (usando β para se referir ao coeficiente do modelo PS) estiver entre 0 e 2, implica convergência condicional, ou convergência das taxas de crescimento, e se o β for maior ou igual a 2, implica convergência absoluta, logo, de nível.

Os resultados do modelo PS para o crédito livre na Tabela 4 revelam um padrão menos homogêneo que o observado em parte do crédito direcionado na Tabela 5. No recorte PF por ocupação, não há rejeição da hipótese nula de convergência, pois o coeficiente estimado é positivo (β = 0,269) e a estatística t = 5,516 é amplamente superior a -1,65. Com isso e sem formação de clubes se caracteriza a convergência global. Como $0 < \hat{\beta} < 2$, trata-se de convergência condicional (de taxa de crescimento), e não convergência absoluta dos níveis de inadimplência. Conforme as estatísticas descritivas da Tabela 2, percebe-se que as taxas médias de inadimplência dentro desse grupo não são tão destoantes entre os indivíduos (categorias de ocupação nesse grupo) se comparado aos outros grupos para o crédito livre, apresentando um padrão de que categorias de renda mais estável (como servidores públicos e aposentados) têm taxas médias de inadimplência menores do que aqueles de empregabilidade mais volátil (trabalhadores do setor privado).

Para PF por porte, a convergência global é rejeitada (β = -1,770; t = -5,645), indicando fragmentação entre as faixas de renda. O algoritmo identifica um único clube (Até 1 sm; Mais de 1 sm a 2 sm), cujo coeficiente é negativo (β = -0,57) e com t = -0,444 > -1,65, configurando divergência transitória em fase de reversão. As outras faixas de renda permanecem divergentes, evidenciando ausência de convergência estruturada nesse segmento e heterogeneidade persistente. Os dados de taxa de inadimplência para esse grupo reforçam esse comportamento, já que as faixas de renda que compõem o clube de convergência são as que têm as maiores taxas de inadimplência em média, enquanto as demais faixas de renda apresentam taxas de inadimplência decrescentes à medida que a renda mensal aumenta.

A fase de divergência transitória e reversão é um processo dinâmico em que as séries observadas podem inicialmente se afastar umas das outras (divergência), mas, ao longo do tempo, podem passar por uma fase de transição fazendo-as se aproximarem da trajetória média de convergência, podendo eventualmente convergir completamente. Então podem ser duas fases: a divergência transitória, que ocorre quando determinados indivíduos em um clube de convergência se afastam temporariamente da trajetória média, e a reversão, caracterizada pelo momento em que esses indivíduos começam a retornar em direção à trajetória comum, embora ainda não tenham alcançado a convergência plena (Phillips; Sul, 2009; Caporale; You, 2017; Mendez, 2020).

No caso de PJ por porte para o crédito livre, também se rejeita a convergência global (β = -2,691; t = -76,363). Forma-se um clube composto por micro e pequenas empresas, com β = 0,091 e t = 0,050, valores que indicam convergência condicional lenta (β positivo, porém próximo de zero). As empresas de médio e grande porte permanecem divergentes, sugerindo segmentação clara dentro do crédito livre para pessoas jurídicas entre os portes das empresas quanto às taxas de inadimplência. Analisando as taxas

médias de inadimplência desse grupo no período observa-se que enquanto as taxas de inadimplência para as empresas micro e pequenas ficaram ente 2 e 2,7%, as taxas para as empresas médias ficaram em torno de 1,5% e das grandes empresas em 0,43% o que mostra a discrepância dos riscos de inadimplência aos quais os diferentes portes de empresas brasileiras estão sujeitos, considerando o período amostral.

Tabela 4 – Resultados de Convergência das Taxas de Inadimplência - Crédito Livre

Recorte de Grupo	Taxas de Inadimplência por grupos de crédito	$\hat{\beta}$ *coeff*	SE	*t-Stat*
PF - Ocupação [6]	Empregado empresa privada; Empregado ongs; Autônomo; Empresário; Servidor público; Aposentado/pensionista.	0.269	0.049	5.516
PF - Porte [7]	Convergência Global — Todos Grupos	-1.770^{*}	0.314	-5.645
Clube 1 [2]	Até 1 sm; Mais de 1 a 2 sm.	$-0.57\ ^{T}$	1.284	-0.444
Divergente [5]	Mais de 2 a 3 sm; Mais de 3 a 5 sm; Mais de 5 a 10 sm; Mais de 10 a 20 sm; Acima de 20 sm.			
PJ - Porte [4]	Convergência Global — Todos Grupos	-2.691^{*}	0.035	-76.363
Clube 1 [2]	Pequeno; Micro.	0.091	1.814	0.050
Divergente [2]	Médio; Grande.			

Nota: * indica rejeição da hipótese nula de convergência a 5%. ^{T} indica divergência transitória em fase de reversão e $^{+}$ indica convergência absoluta (de nível). SE é o erro padrão e os números entre colchetes indicam as quantidades de IFs.

Os resultados da Tabela 5 para o crédito direcionado indicam ausência de convergência global em todos os recortes analisados, uma vez que os coeficientes $\hat{\beta}$ são negativos e rejeitam a hipótese nula de convergência.

Em PF por ocupação, a convergência global é rejeitada (β = -3,031; t = -52,015). A aplicação do algoritmo de formação de clubes identifica dois clubes de convergência e dois divergentes. O Clube 1 apresenta β positivo (0,469) e t > -1,65, indicando convergência condicional. O Clube 2 apresenta β negativo (-2,629) com t = -1,626, superior ao valor crítico, caracterizando divergência transitória em fase de reversão. A presença de dois divergentes confirma fragmentação estrutural nesse recorte, de modo que os padrões de inadimplência entre as diferentes categorias dos tomadores de crédito direcionado são estruturalmente distintos. Os dados de inadimplência deste grupo indicam os mesmos padrões de inadimplência observados para o crédito livre, em que os autônomos, seguidos dos empregados privados e dos empregados em ONGs apresentam as maiores taxas médias de inadimplência, ao passo que a menores taxas são dos servidores públicos, seguidos dos aposentados e dos empresários, o que denota uma relação entre estabilidade da renda como um dos fatores que reduz o risco de inadimplência.

Para PF por porte, também há rejeição de convergência global (β = -4,164; t = -6,445). O Clube 1, composto por tomadores de renda até 1 sm, entre 1 e 2 sm e de 2 a 3 sm, apresenta β = 0,876 com t = 3,372, evidenciando convergência condicional. O Clube 2 apresenta β negativo (-2,040) com t = -1,347, configurando divergência transitória, e é formado por trabalhadores de renda de 3 a 5 sm e de mais de 20 sm. A existência de dois divergentes (tomadores de 5 a 10 sm e de 10 a 20 sm) reforça a heterogeneidade persistente das taxas de inadimplência entre faixas de renda. As taxas médias de inadimplência para esse recorte são bem menos discrepantes do que para o caso do crédito livre, mas as trajetórias das taxas de inadimplência, principalmente entre àqueles que compõem o clube 2, podem ter se aproximado (ou passado a se distanciar se estavam se aproximando antes) no período do estudo e por isso o clube 2 resultou em divergência transitória.

No recorte de PJ por porte, a convergência global é igualmente rejeitada (β = -5,230; t = -3,705). Formam-se dois clubes, sem divergentes fora deles. O Clube 1 apresenta β negativo (-0,403) com t = -0,249, superior ao crítico, caracterizando divergência transitória. Já o Clube 2 apresenta β = 2,627

com t = 2,904, indicando convergência absoluta (de nível), dado que $\beta > 2$. Esse é o único caso na tabela em que se observa convergência absoluta (de nível), sugerindo uma forte e rápida convergência das taxas de inadimplência entre médias e grandes empresas (padrões e trajetórias semelhantes).

Para esses recortes não há convergência global em nenhum dos segmentos de crédito direcionado analisados. Predomina a formação de clubes, com frequente ocorrência de fases de divergência transitória, indicando processos de ajuste dinâmico ainda incompletos. Apenas o segmento PJ de médio e grande porte apresenta convergência absoluta, enquanto os demais casos revelam convergência condicional ou trajetórias ainda em reversão, evidenciando padrão de fragmentação estrutural nas taxas de inadimplência.

Em suma, os resultados permitem identificar algumas regularidades no comportamento das taxas de inadimplência entre os grupos. Em primeiro lugar, a estabilidade da renda é um elemento relevante na definição dos padrões de inadimplência das famílias, uma vez que a exposição ao risco tende a ser menor quando emprego e renda estão menos sujeitos a choques adversos. Em segundo lugar, o porte também se mostra um fator importante, tanto para pessoas físicas quanto para pessoas jurídicas, pois níveis de renda mais elevados e empresas de maior dimensão tendem a apresentar maior capacidade de absorção de períodos de desaceleração econômica. Além disso, esses grupos geralmente dispõem de melhores condições de acesso ao crédito, como taxas de juros mais baixas, prazos mais longos e maior capacidade de oferecer garantias, fatores que contribuem para reduzir sua vulnerabilidade à inadimplência.

Tabela 5 – Resultados de Convergência das Taxas de Inadimplência - Crédito Direcionado

Recorte de Grupo	Taxas de Inadimplência por grupos de crédito	$\hat{\beta}$ *coeff*	SE	*t-Stat*
PF - Ocupação [6]	Convergência Global — Todos Grupos	-3.031^{*}	0.058	−52.015
Clube 1 [2]	Aposentado/pensionista; Empregado empresa privada.	0.469	1.290	0.363
Clube 2 [2]	Empresário; Empregado de ongs.	-2.629^{T}	1.617	−1.626
Divergente [2]	Autônomo; Servidor/empregado público.			
PF - Porte [7]	Convergência Global — Todos Grupos	-4.164^{*}	0.646	−6.445
Clube 1 [3]	Até 1 sm; Mais de 1 a 2 sm; Mais de 2 a 3 sm.	0.876	0.260	3.372
Clube 2 [2]	Mais de 3 a 5 sm; Acima de 20 sm.	-2.040^{T}	1.515	−1.347
Divergente [2]	Mais de 5 a 10 sm; Mais de 10 a 20 sm.			
PJ - Porte [4]	Convergência Global — Todos Grupos	-5.230^{*}	1.412	−3.705
Clube 1 [2]	Pequeno; Micro.	-0.403^{T}	1.617	−0.249
Clube 2 [2]	Médio; Grande.	2.627^{+}	0.905	2.904

Nota: * indica rejeição da hipótese nula de convergência a 5%. ^{T} indica divergência transitória em fase de reversão e $^{+}$ indica convergência absoluta (de nível). SE é o erro padrão e os números entre colchetes indicam as quantidades de IFs.

Para os resultados por UF, a Tabela 6 revela padrões distintos entre segmentos. Para PJ direcionado, não há rejeição da hipótese nula de convergência global. O coeficiente estimado é β = 3,989 com t = 5,248, resultando em convergência global e absoluta ($\beta > 2$) entre as 27 UFs. Trata-se do único caso em toda a tabela com integração plena de nível, sem formação de clubes, indicando homogeneização estrutural das taxas de inadimplência entre os estados para o crédito direcionado para empresas. Cabe salientar que o crédito direcionado é desenhando para ter menos risco, já que tem destinação específica, possui condições melhores de juros e geralmente está voltado para financiamentos com prazos maiores ou mesmo vinculado a garantias, o que traz maior segurança para os emprestadores.

Em PJ livre há rejeição da convergência global (β = -1,641; t = -23,581), com formação de seis clubes e dois estados divergentes, configurando o cenário mais fragmentado da tabela. O clube 5 (β = 0,593; t = 3,705) e o clube 4 (β = 0,321; t = 0,093) apresentam convergência condicional e são formados

majoritariamente por estados das regiões Sudeste e Centro-Oeste, principalmente no clube 5 que tem o maior β e a convergência mais forte. O Clube 3 e o Clube 6 possuem estados de regiões com padrões de inadimplência bem distindos, e por isso exibem β negativo com t > -1,65, caracterizando divergência transitória. Já o Clube 1 apresenta β negativo com t < -1,65, indicando rejeição da convergência mesmo após a formação do clube, ou seja, persistência de divergência estrutural. O Clube 2 formado principalmente por estados do Nordeste também apresenta β negativo com estatística t positiva (4,269), o que sugere divergência transitória e em fase de reversão.

Para PF direcionado, há rejeição da convergência global (β = -1,555; t = -74,464), indicando heterogeneidade interestadual nos padrões da taxa de inadimplência. Formam-se cinco clubes e um conjunto de estados divergentes. Apenas o Clube 3 apresenta β positivo (0,755; t = 1,973), caracterizando convergência condicional. Os Clubes 1, 2, 4 e 5 apresentam β negativo com t > -1,65, configurando divergência transitória em fase de reversão. A tentativa de fusão dos Clubes 4 e 5 mantém β negativo (-0,737; t = -1,322), preservando a característica de reversão transitória. A presença de oito UFs divergentes reforça a fragmentação regional no crédito direcionado para PF.

Tabela 6 – Resultados de Convergência das Taxas de Inadimplência por UF

Recorte de Grupo	Taxas de Inadimplência por UF	$\hat{\beta}$ *coeff*	SE	*t-Stat*
PJ - Direcionado [27]	RO; MT; GO; TO; MS; AM; PA; PR; MA; RR; ES; SE; RS; MG; BA; PB; SP; SC; AC; AP; DF; RN; PE; CE; PI; AL; RJ.	3.989^{+}	0.760	5.248
PJ - Livre [27]	Convergência Global — Todos Grupos	-1.641^{*}	0.070	−23.581
Clube 1 [7]	MA; AC; RN; PB; TO; DF; RJ.	-0.068^{*}	0.030	−2.318
Clube 2 [7]	RR; GO; RO; PA; PE; BA; PI.	-0.118^{T}	0.028	4.269
Clube 3 [2]	SE; AP.	-0.144^{T}	1.208	−0.119
Clube 4 [2]	MS, CE.	0.321	3.46	0.093
Clube 5 [5]	MT; PR; MG; ES; SP.	0.593	0.160	3.705
Clube 6 [2]	AL; SC.	-1.232^{T}	1.534	−0.803
Divergente [2]	RS; AM.			
PF - Direcionado [27]	Convergência Global — Todos Grupos	-1.555^{*}	0.021	−74.464
Clube 1 [11]	MA; MS; TO; PA; PI; RO; MT; GO; AC; RN; AL.	-0.525^{T}	0.318	−1.648
Clube 2 [2]	BA; RR.	-0.135^{T}	0.105	−1.290
Clube 3 [3]	PE; CE; RJ.	0.755	0.383	1.973
Clube 4 [3]	MG; AP; AM.	-1.154^{T}	0.728	−1.585
Clube 5 [2]	SE; PR.	-0.397^{T}	0.640	−0.620
Fusão de Clubes (4 + 5) [5]		-0.737^{T}	0.557	−1.322
Divergente [6]	PB; DF; RS; SP; ES; SC.			
PF - Livre [27]	Convergência Global — Todos Grupos	-0.947^{*}	0.358	−2.633
Clube 1 [9]	AL; RJ; PE; AM; RN; CE; PB; PI; DF.	0.332	0.050	6.615
Clube 2 [17]	SP; MS; RO; RR; MA; PA; MG; TO; SE; GO; BA; PR; AP; ES; SC; AC; RS.	-0.203^{*}	0.059	−3.442
Divergente [1]	MT.			

Nota: * indica rejeição da hipótese nula de convergência a 5%. ^{T} indica divergência transitória em fase de reversão e $^{+}$ indica convergência absoluta (de nível). SE é o erro padrão e os números entre colchetes indicam as quantidades de IFs.

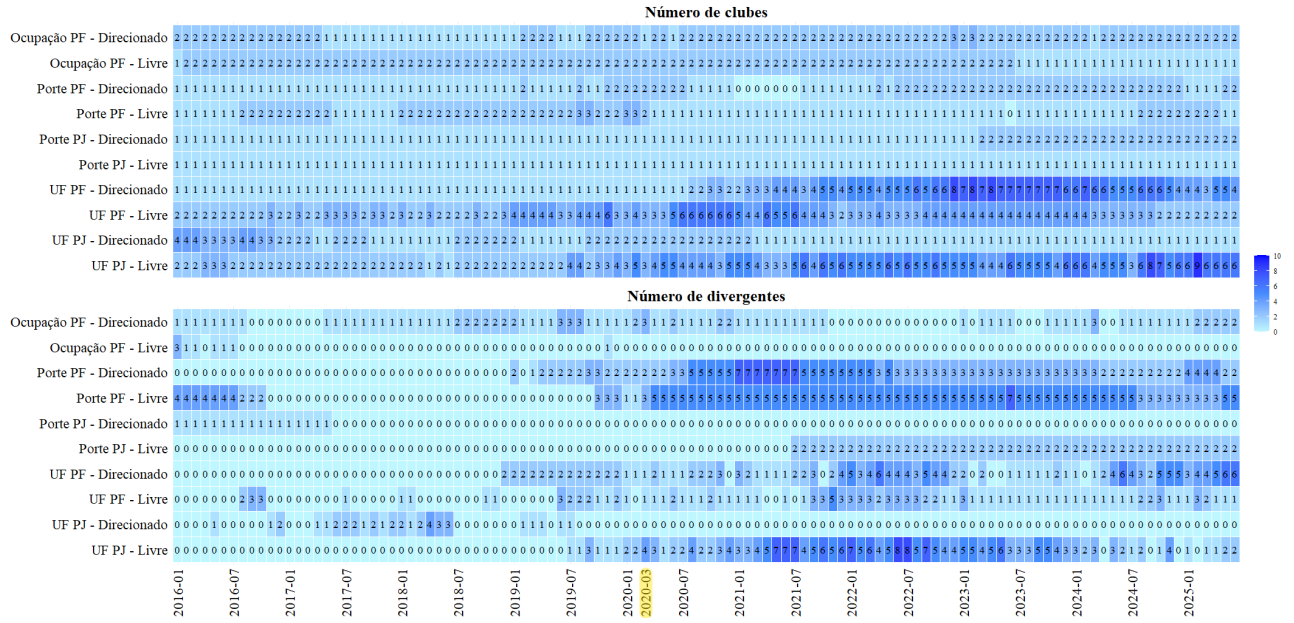
Cabe destacar que o crédito direcionado para pessoa física possui uma ampla gama de finalidades, podendo ser voltado ao setor rural (crédito rural), microcrédito (MEIs e empreendedores informais), crédito estudantil, habitação, dentre outros, indicando que esta modalidade também recai sobre atividades mais vulneráveis, como pequenos agricultores, estudantes e autônomos. Então, a participação em maior ou menor volume desses tipos de crédito direcionado no estado, bem como a condição econômica,

que são fatores diferentes entre os estados brasileiros, reforça esse comportamento heterogêneo e de pouca convergência das taxas de inadimplência para o PF direcionado.

Em PF livre, também se rejeita a convergência global (β = -0,947; t = -2,633). Identificam-se dois clubes e uma UF divergente. O Clube 1 apresenta β = 0,332 (t = 6,615), evidenciando convergência condicional robusta, sendo este clube formado majoritariamente por estados do Nordeste. O Clube 2, contudo, apresenta β negativo (-0,203) com t = -3,442 $<$ -1,65, o que implica rejeição da convergência inclusive dentro do clube, sinalizando comportamento divergente persistente, e não apenas transitório. Assim, o segmento combina um núcleo convergente com um grande bloco de estados em trajetória divergente estrutural.

Estes resultados por UF mostram forte heterogeneidade regional nos segmentos PF (livre e direcionado) e em PJ livre, com múltiplos clubes e recorrentes episódios de divergência transitória. Em contraste, o segmento PJ direcionado apresenta convergência absoluta global, evidenciando padrão de integração regional substancialmente superior aos demais recortes. Desta forma, com exceção do crédito PJ direcionado, as diferenças entre os estados e nas modalidades e condições das operações de crédito apontam para uma persistente divergência quanto às trajetórias das taxas de inadimplência, o que é esperado para o crédito livre, mas também se observa no crédito direcionado às pessoas físicas.

Figura 2 – Mapa de Calor de Número de Clubes e Divergentes no Tempo



Fonte: Elaboração própria.
Nota: Tons mais escuros indicam maiores quantidades de clubes de convergência formados ou de unidades divergentes. No eixo horizontal, destaca-se março de 2020, correspondente ao início da pandemia de COVID-19.

Aplicando o modelo de convergência de Phillips e Sul ao período de janeiro de 2016 a junho de 2025, é possível acompanhar a dinâmica temporal de formação dos clubes de convergência e dos divergentes nos recortes de inadimplência analisados neste estudo. Nos recortes por ocupação e porte, observa-se que o segmento de pessoas físicas por ocupação no crédito livre passa a apresentar convergência global a partir de meados de 2023. Destaca-se, ainda, a evolução do número de grupos divergentes nos recortes de pessoas físicas por porte, tanto no crédito direcionado quanto no crédito livre, com aumento expressivo a partir do início de 2020, período associado aos efeitos econômicos da crise provocada pela pandemia de COVID-19. Por sua vez, a dinâmica observada no recorte de pessoas jurídicas por porte reforça a

persistência de diferenças estruturais nos padrões de inadimplência entre micro e pequenas empresas, de um lado, e médias e grandes empresas, de outro.

Para o recorte entre estados do modelo de convergência, a análise dinâmica mostra que, nos segmentos de pessoas físicas no crédito direcionado e livre e de pessoas jurídicas no crédito livre, os efeitos econômicos da pandemia de COVID-19 foram relevantes para a formação de clubes e grupos divergentes. Em particular, no período da crise houve aumento do número de clubes e de divergentes, reforçando as heterogeneidades de exposição aos choques econômicos e ampliando a dispersão das trajetórias das taxas de inadimplência entre estados e grupos.

No segmento PJ no crédito direcionado entre as UFs, os efeitos da pandemia mostraram-se relativamente menores e menos persistentes. Porém, esse segmento já apresentava elevada volatilidade no número de clubes e de grupos divergentes, sobretudo entre 2016 e 2018. Esse comportamento pode estar relacionado ao ambiente macroeconômico e institucional do período posterior à recessão de 2014–2016, marcado por deterioração fiscal, instabilidade política e incerteza econômica, fatores que afetaram as condições de crédito e o comportamento da inadimplência entre as unidades da federação.

6.2 Resultados do Modelo de Conectividade e *Spillovers*

Além dos resultados obtidos a partir do modelo de convergência PS, também se aplicou o modelo de Conectividade e *Spillovers* de Diebold e Yilmaz (2009), Diebold e Yilmaz (2012) com a aplicação de um TVP-VAR, sendo um VAR com parâmetros variantes no tempo, conforme (Antonakakis; Chatziantoniou; Gabauer, 2020). Neste modelo é possível captar o grau de integração sistêmica de risco de crédito para o Brasil nos recortes utilizados, bem como separar os receptores e transmissores líquidos de choques nas taxas de inadimplência entre tipo de tomador (PF ou PJ), o porte, o tipo de crédito (livre ou direcionado) e entre as unidades da federação, de modo a compreender se as mudanças na decomposição da variância do erro de previsão indicam mudança sistêmica da conectividade e quais agrupamentos são mais relevantes para a transmissão de choques (risco de inadimplência) no sistema.

As Tabelas mostram os resultados aos pares do modelo de conectividade e *spillovers* permitindo avaliar como choques nas taxas de inadimplência se propagam entre diferentes grupos ocupacionais, porte dos tomadores, origem e destinação do crédito, de modo a transmitirem risco de inadimplência (volatilidade). As células internas das tabelas apresentam as contribuições percentuais dos choques de cada grupo para a variância do erro de previsão das demais séries, enquanto a diagonal principal representa o efeito próprio de cada variável.

As colunas e linhas adicionais sintetizam medidas agregadas de transmissão e recepção de choques no sistema, sendo as linhas "FROM"e "TO"mostrando a porcentagem de choques recebidos e transmitidos ao sistema respectivamente, a linha "NET"mostrando a diferença (líquida) entre os choques recebidos e transmitidos.

Os resultados indicam elevada conectividade da inadimplência entre pessoas físicas, tanto no crédito direcionado quanto no livre. No recorte ocupacional (Tabela 7), a soma dos efeitos de transmissão alcança 443,37 no crédito direcionado e 447,99 no crédito livre, correspondendo a TCI médios de 63,34% e 74,67%, respectivamente. Em ambos os casos, os valores de FROM permanecem elevados, evidenciando forte interdependência entre os perfis ocupacionais. No crédito direcionado, empregados do setor privado, empresários e servidores concentram maiores valores de TO. No crédito livre, autônomos, empregados do setor privado e empresários aparecem como principais transmissores líquidos de risco de inadimplência,

enquanto servidores assumem posição predominantemente receptora.

Tabela 7 – Matriz de Spillovers Pairwise – Ocupação – Pessoa Física

	Crédito direcionado							Crédito livre						
Grupo	**Apos.**	**Autôn.**	**Priv.**	**S.Fins**	**Empr.**	**Serv.**	**FROM**	**Apos.**	**Autôn.**	**Priv.**	**S.Fins**	**Empr.**	**Serv.**	**FROM**
Aposentado	32.44	14.05	13.49	9.00	14.13	16.89	67.56	24.03	19.05	16.27	13.30	15.02	12.32	75.97
Autônomo	12.42	24.30	18.71	9.79	20.39	14.38	75.70	16.73	23.30	19.44	15.28	19.10	6.14	76.70
Emp. Privada	12.63	17.33	22.75	9.47	18.19	19.62	77.25	14.42	19.81	23.94	17.02	18.66	6.14	76.06
Ent. s/ Fins	14.01	13.43	14.27	30.01	13.97	14.32	69.99	14.28	16.84	18.35	24.78	15.82	9.94	75.22
Empresário	12.72	19.27	18.47	9.65	22.85	17.04	77.15	14.70	19.73	18.93	14.44	23.20	9.01	76.80
Servidor	14.23	13.74	20.59	9.89	17.30	24.27	75.73	17.09	13.22	12.86	12.16	11.90	32.76	67.24
TO	66.01	77.82	85.53	47.79	83.98	82.25	443.37	77.23	88.66	85.85	72.19	80.50	43.55	447.99
NET	−1.55	2.12	8.28	−22.20	6.83	6.52		1.26	11.97	9.79	−3.03	3.70	−23.68	

Fonte: Elaboração própria.

No recorte por faixa de renda (Tabela 8), a conectividade também é elevada, embora menor no crédito livre. A soma dos *spillovers* atinge 437,96 no crédito direcionado e 382,57 no crédito livre, com TCI médios de 62,57% e 54,65%, respectivamente. Em ambas as modalidades, a propagação de choques concentra-se nas faixas intermediárias de renda, sobretudo entre 1 e 5 salários mínimos no crédito direcionado e entre 2 e 10 salários mínimos no crédito livre. As medidas de NET indicam que esses estratos intermediários atuam como principais transmissores líquidos de volatilidade, enquanto os grupos de menor renda e de renda mais elevada tendem a absorver os choques.

Tabela 8 – Matriz de Spillovers Pairwise – Porte – Pessoa Física

	Crédito direcionado								Crédito livre							
Grupo	**Até 1**	**1–2**	**2–3**	**3–5**	**5–10**	**10–20**	**>20**	**FROM**	**Até 1**	**1–2**	**2–3**	**3–5**	**5–10**	**10–20**	**>20**	**FROM**
Até 1 sm	67.22	12.60	6.63	4.08	3.77	3.37	2.32	32.78	64.61	8.30	8.12	2.83	4.77	7.30	4.07	35.39
1 a 2 sm	4.92	27.31	23.00	18.02	11.30	9.15	6.30	72.69	4.56	46.15	22.10	9.41	8.64	4.80	4.34	53.85
2 a 3 sm	2.49	21.78	23.62	20.72	15.14	11.48	4.77	76.38	5.35	19.62	41.68	19.70	8.80	1.87	2.98	58.32
3 a 5 sm	1.86	18.34	21.51	22.18	17.95	13.86	4.30	77.82	0.31	7.41	17.41	36.75	20.17	11.29	6.65	63.25
5 a 10 sm	1.91	14.07	17.83	19.86	23.79	18.03	4.52	76.21	1.87	3.39	6.94	19.53	35.02	21.30	11.95	64.98
10 a 20 sm	1.64	12.30	15.05	17.10	20.23	27.39	6.28	72.61	3.84	2.56	2.75	12.99	24.85	39.36	13.65	60.64
> 20 sm	1.78	6.43	3.62	1.69	4.67	11.29	70.52	29.48	1.57	1.22	2.51	9.69	14.87	16.30	53.85	46.15
TO	14.59	85.52	87.65	81.48	73.05	67.18	28.49	437.96	17.50	42.49	59.83	74.15	82.10	62.86	43.64	382.57
NET	−18.18	12.83	11.27	3.67	−3.16	−5.43	−0.99		−17.89	−11.36	1.51	10.90	17.11	2.23	−2.51	

Fonte: Elaboração própria.

Para a pessoa jurídica, a dinâmica é mais fragmentada (Tabela 9). No crédito direcionado, a soma dos *spillovers* é de apenas 29,63, com TCI médio de 7,41%, enquanto no crédito livre a conectividade aumenta para 14,16%. Em ambos os casos, a diagonal principal permanece elevada, superior a 90% na maior parte da matriz, indicando predominância de choques idiossincráticos. No crédito direcionado, grandes empresas aparecem como principais transmissoras líquidas. No crédito livre, pequenas e médias empresas ganham maior relevância na propagação de choques, enquanto as grandes preservam maior capacidade de absorção.

Em conjunto, os resultados revelam que a inadimplência apresenta forte heterogeneidade conforme o tipo de tomador e a modalidade de crédito. Entre pessoas físicas, a propagação de choques é mais intensa e disseminada entre ocupações e faixas de renda, refletindo maior integração entre segmentos do mercado de trabalho e da renda e uma maior transmissão dos riscos de inadimplência, que está ancorada nas questões estruturais do crédito PF, como maiores assimetrias e vulnerabilidades que dependem da estabilidade e do nível da renda. Entre pessoas jurídicas, a conectividade é substancialmente menor e mais associada a fatores específicos de porte empresarial.

Tabela 9 – Matriz de Spillovers Pairwise – Porte – Pessoa Jurídica

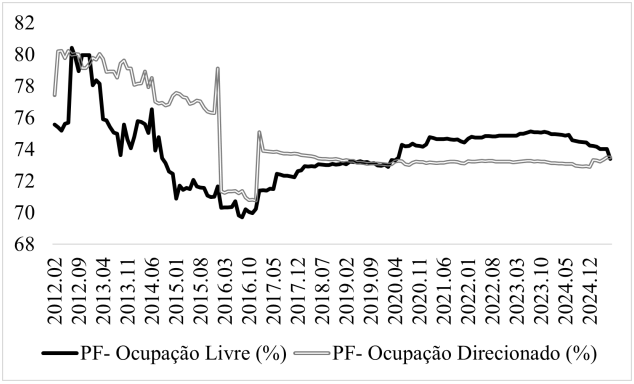
	Crédito direcionado					Crédito livre				
Grupo	**Micro**	**Pequena**	**Média**	**Grande**	**FROM**	**Micro**	**Pequena**	**Média**	**Grande**	**FROM**
Micro	91.68	3.41	1.82	3.09	8.32	89.44	5.11	4.01	1.45	10.56
Pequeno	1.79	94.40	1.95	1.86	5.60	3.42	78.65	15.54	2.38	21.35
Médio	1.92	4.68	87.92	5.49	12.08	2.97	15.56	78.94	2.53	21.06
Grande	1.74	1.18	0.71	96.37	3.63	0.98	1.42	1.28	96.32	3.68
TO	5.44	9.27	4.48	10.44	29.63	7.37	22.09	20.83	6.36	56.65
NET	−2.87	3.66	−7.60	6.81		−3.19	0.74	−0.23	2.68	

Fonte: Elaboração própria.

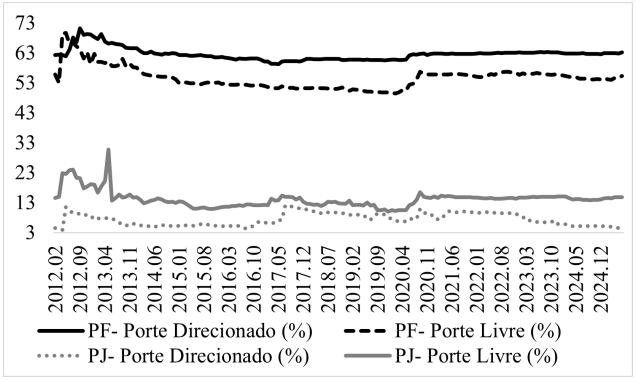
A evolução temporal do *Total Connectedness Index* (TCI) evidencia que a inadimplência da pessoa física apresenta grau de integração substancialmente superior ao da pessoa jurídica. Ao longo de toda a amostra, os indicadores de PF permaneceram em patamares elevados, entre aproximadamente 73% e 80% no recorte ocupacional e entre 52% e 69% (mas permanecendo majoritariamente em torno dos 55%) no recorte por faixa de renda, ao passo que, para PJ, os índices oscilaram em níveis consideravelmente mais baixos, entre cerca de 4% e 12% no crédito direcionado e 10% e 24% no crédito livre.

Figura 3 – Índice de Conectividade Total (TCI)

a) PF - Ocupação



b) PF e PJ - Porte



Fonte: Elaboração própria.

No segmento de pessoa física, o recorte ocupacional revela alta persistência da conectividade em ambas as modalidades de crédito. No crédito direcionado, o TCI manteve-se próximo de 80% no início da amostra e estabilizou-se em torno de 73% a 74% nos anos mais recentes. No crédito livre, após trajetória de redução entre 2012 e 2016, o índice voltou a se elevar gradualmente a partir de 2020, permanecendo próximo de 74% a 75% até o final do período. No recorte por faixa de renda, a conectividade mostrou menor intensidade, mas maior sensibilidade cíclica: no crédito direcionado, o TCI recuou de níveis próximos a 69% em 2012 para um intervalo em torno de 62% a 63% após 2020, enquanto no crédito livre permaneceu relativamente estável entre 54% e 56% nos anos recentes.

Para a pessoa jurídica, a dinâmica é mais fragmentada. No crédito direcionado, a conectividade permaneceu estruturalmente baixa durante toda a amostra, com valores em geral inferiores a 10%. Já no crédito livre, embora o nível médio seja moderado, observa-se maior volatilidade, com picos no início da amostra e nova elevação em torno de 2020, sugerindo que o contágio entre empresas tende a emergir de forma mais intensa em episódios de estresse econômico. Assim, os resultados indicam que o risco de crédito das famílias possui caráter estruturalmente mais sistêmico e persistente, enquanto no segmento empresarial a interdependência média é menor e se manifesta de forma mais concentrada em períodos de maior instabilidade macroeconômica.

6.3 Resultados Conjuntos dos Modelos

Os modelos PS e DY capturam dimensões complementares da inadimplência: o primeiro analisa trajetórias de longo prazo e o segundo a propagação de choques no curto prazo. Os resultados indicam que grupos com maior convergência de longo prazo tendem também a apresentar maior conectividade sistêmica, padrão especialmente evidente no segmento de PF. No crédito livre por ocupação, a convergência global identificada pelo PS ($\hat{\beta} = 0{,}269$) é acompanhada pelo maior TCI da amostra (74,67%), sugerindo que a integração de trajetórias no longo prazo coexiste com intensa transmissão de choques no curto prazo. Já no crédito direcionado, a ausência de convergência global não impede que o TCI permaneça elevado (73%–74%), indicando que heterogeneidade estrutural de longo prazo e integração sistêmica de curto prazo operam por canais relativamente independentes.

Outro resultado importante é que estabilidade e nível de renda emergem como fatores centrais na determinação dos padrões de inadimplência em todos os modelos. Categorias de trabalho com renda mais estável, como servidores públicos e aposentados, apresentam as menores taxas médias de inadimplência e assumem posição receptora no modelo DY (NET $= -23,68$), enquanto autônomos e empregados privados, mais expostos a choques adversos, figuram como principais transmissores líquidos (NET = 11,97 e 9,79, respectivamente). No recorte por faixa de renda, o modelo PS identifica que os estratos mais baixos convergem entre si com as maiores taxas de inadimplência, ao passo que o modelo DY aponta as faixas intermediárias como vetor central de transmissão de risco, por combinarem alta exposição ao crédito com capacidade de absorção de choques inferior à dos estratos superiores, enquanto os extremos da distribuição de renda assumem posição predominantemente receptora.

Outra evidência é que ambos os modelos apontam para uma segmentação estrutural por porte de PJ. O modelo PS identifica convergência entre si de micro e pequenas empresas, separadas dos demais portes, enquanto empresas médias e grandes formam, no crédito direcionado, o único clube com convergência absoluta de nível em todo o segmento PJ ($\hat{\beta} = 2{,}627$; t = 2,904). O modelo DY reforça essa segmentação: o TCI baixo, cerca de 7,41% no crédito direcionado e 14,16% no crédito livre, indica que cada porte opera de forma relativamente isolada, com choques predominantemente idiossincráticos e diagonal principal acima de 90%. Essa baixa conectividade contrasta com os elevados valores de TCI observados para PF e reflete diferenças estruturais entre os segmentos, de modo que empresas de médio e grande porte dispõem de maior diversificação de financiamento e capacidade de oferta de garantias, ao passo que as famílias, mais dependentes da renda do trabalho e com menor acesso a mecanismos de proteção financeira, apresentam transmissão de choques mais intensa e difusa.

Levando em conta a análise por UF, tem-se que há forte heterogeneidade interestadual nos segmentos de PF e de PJ livre, contrastando com a convergência global absoluta do crédito PJ direcionado ($\hat{\beta} = 3{,}989$; t = 5,248), que foi o único segmento com integração plena entre as 27 UFs. Esse contraste reflete o caráter estruturalmente mais uniforme do crédito direcionado para empresas, que opera com destinação específica e condições favorecidas, enquanto os demais segmentos exibem múltiplos clubes e episódios frequentes de divergência transitória, coerentes com a heterogeneidade regional das condições econômicas brasileiras. A análise dinâmica acrescenta que a pandemia de COVID-19 atuou como mecanismo de amplificação das heterogeneidades regionais, intensificando a fragmentação dos clubes e o número de divergentes a partir de 2020, o que indica que o choque pandêmico não apenas elevou o nível médio da inadimplência, mas aprofundou a assimetria estrutural das trajetórias entre grupos e estados.

A integração dos modelos permite destacar quatro achados do estudo. Primeiro, a forte co-

nectividade sistêmica do segmento PF indica que choques macroeconômicos, como os associados à pandemia e ao mercado de trabalho, se propagam de forma ampla entre os tomadores, reflexo da dependência da renda do trabalho como principal fonte de pagamento. Segundo, a baixa conectividade entre portes de PJ aponta para um risco de inadimplência de natureza mais idiossincrática, com transmissão sistêmica concentrada apenas em períodos de estresse econômico. Terceiro, a persistência de divergências estruturais entre faixas de renda e entre UFs sugere que os diferenciais de risco de crédito não se dissipam endogenamente no médio prazo, sendo sustentados por desigualdades socioeconômicas, acesso desigual ao crédito e assimetrias regionais. Por fim, a convergência global absoluta do crédito PJ direcionado entre as 27 UFs evidencia de que o desenho institucional dos instrumentos de crédito, com taxas subsidiadas, destinação específica e garantias associadas, pode influenciar o nível médio da inadimplência e a convergência de suas trajetórias entre segmentos e regiões.

7 Considerações Finais

Este artigo investigou a existência de convergência de longo prazo da inadimplência de crédito no Brasil, considerando diferentes dimensões, como tipo e porte do tomador, modalidade de crédito e unidades da federação, bem como a dinâmica de conectividade da inadimplência, com foco nos canais de transmissão de choques e na posição relativa dos grupos como transmissores ou receptores de risco. Para isso, aplicaram-se os modelos de Convergência de Clubes de Phillips e Sul e de conectividade dinâmica ao período de janeiro de 2012 a junho de 2025, permitindo analisar simultaneamente as trajetórias de longo prazo da inadimplência e os mecanismos de propagação de choques entre os diferentes recortes.

Os resultados do modelo PS revelam ausência de convergência global na maior parte dos segmentos, com predominância da formação de clubes, episódios recorrentes de divergência transitória e, em alguns casos, divergência estrutural persistente. As principais exceções são a convergência global condicional no crédito livre por ocupação de pessoas físicas e a convergência global absoluta no crédito direcionado para pessoas jurídicas entre as 27 unidades da federação, único caso de integração plena entre os recortes estaduais. Em geral, os resultados indicam que os padrões de inadimplência entre grupos de tomadores e estados brasileiros permanecem condicionados por heterogeneidades estruturais persistentes.

A análise recursiva dos clubes acrescenta uma dimensão temporal a esses resultados. A partir de 2020, no período da pandemia de COVID-19, se observou um aumento do número de clubes de convergência e de unidades divergentes nos recortes de pessoas físicas por porte e nos segmentos por unidade da federação, indicando aprofundamento das assimetrias estruturais e maior dificuldade de convergência de longo prazo. Em contraste, o segmento de pessoas físicas por ocupação no crédito livre passou a apresentar convergência global apenas a partir de meados de 2023, após o período dos efeitos mais desestabilizadores da pandemia.

Os resultados do modelo de conectividade DY complementam esse quadro ao mostrar que a transmissão sistêmica de risco de inadimplência é substancialmente maior entre pessoas físicas do que entre pessoas jurídicas. Enquanto os valores de TCI das pessoas físicas oscilaram entre 73% e 80% no recorte por ocupação e entre 52% e 69% por faixa de renda, entre pessoas jurídicas os índices se mantiveram entre 4% e 12% no crédito direcionado e 10% e 24% no crédito livre. Essa diferença sugere uma assimetria estrutural: famílias compartilham maior exposição comum à renda do trabalho e às flutuações cíclicas, ao passo que as empresas respondem mais intensamente a determinantes idiossincráticos de setor, porte e ciclo de negócios, o que reduz a propagação sistêmica de choques entre

elas.

Contudo, mesmo dentro do grupo de pessoa física, há fatores que também originam heterogeneidades no comportamento das taxas de inadimplência entre indivíduos com diferentes faixas de renda e categorias de trabalho que apresentam maior ou menor grau de estabilidade e previsibilidade da renda do trabalho.

A integração dos dois modelos permite identificar quatro padrões estruturais transversais. Primeiro, destaca-se a centralidade da estabilidade de renda: grupos com renda mais previsível, como servidores públicos, aposentados e empresas maiores, apresentam menores taxas de inadimplência, maior convergência e posição predominantemente receptora no sistema de transmissão de choques, ao passo que autônomos, empregados privados, microempresas e tomadores de baixa renda tendem a atuar como transmissores líquidos de risco.

Segundo, observa-se segmentação estrutural por porte de PJ, com fronteira clara entre micro e pequenas empresas e os estratos superiores, cada qual operando de forma relativamente autônoma e respondendo a determinantes idiossincráticos, em contraste com a maior vulnerabilidade do segmento de PF a choques comuns.

Terceiro, persiste forte heterogeneidade regional: com exceção do crédito direcionado de pessoas jurídicas, os segmentos analisados apresentam fragmentação interestadual nas trajetórias de inadimplência, intensificada pela pandemia e associada a desigualdades estruturais de desenvolvimento econômico, mercado de trabalho e acesso ao crédito.

Quarto, o desenho institucional do crédito mostra-se relevante. A convergência global absoluta observada no crédito direcionado de pessoas jurídicas entre as 27 unidades da federação sugere que taxas subsidiadas, destinação específica e exigências de garantias contribuem para homogeneizar as trajetórias de inadimplência, mesmo diante de heterogeneidades regionais expressivas.

Os resultados indicam que a inadimplência no mercado de crédito brasileiro constitui um fenômeno estruturalmente heterogêneo, marcado pela ausência de convergência global na maioria dos segmentos e pela formação de clubes que refletem desigualdades socioeconômicas entre grupos de tomadores e regiões. No curto prazo, a transmissão sistêmica de risco é maior entre pessoas físicas, onde a maior vulnerabilidade amplia a propagação de choques macroeconômicos. A análise conjunta evidencia que convergência estrutural de longo prazo e conectividade sistêmica de curto prazo são dimensões analiticamente distintas, operando por mecanismos relativamente independentes, o que reforça a utilidade de abordagens metodológicas complementares para compreender a dinâmica da inadimplência.

Referências

ADRIAN, T.; SHIN, H. S. Liquidity and leverage. **Journal of Financial Intermediation**, v. 19, n. 3, p. 418–437, 2010.

ANTONAKAKIS, N.; CHATZIANTONIOU, I.; GABAUER, D. Refined measures of dynamic connectedness based on time-varying parameter vector autoregressions. **Journal of Risk and Financial Management**, v. 13, n. 4, p. 84, 2020.

ANTONAKAKIS, N.; CHRISTOU, C.; CUNADO, J.; GUPTA, R. Convergence patterns in sovereign bond yield spreads: Evidence from the Euro Area. **Journal of International Financial Markets, Institutions and Money**, v. 49, p. 129–139, 2017.

APERGIS, N. Convergence in non-performing loans across EU banks: The role of covid-19. **Cogent Economics & Finance**, v. 10, n. 1, p. 2024952, 2022.

BARRO, R. J. Economic growth in a cross section of countries. **The Quarterly Journal of Economics**, v. 106, n. 2, p. 407–443, 1991.

BARRO, R. J.; SALA-I-MARTíN, X. Convergence. **Journal of Political Economy**, v. 100, n. 2, p. 223–251, 1992.

BARRO, R. J.; SALA-I-MARTíN, X.; BLANCHARD, O. J.; HALL, R. E. Convergence across states and regions. **Brookings Papers on Economic Activity**, p. 107–182, 1991.

BARUNÍK, J.; KŘEHLÍK, T. Measuring the frequency dynamics of financial connectedness and systemic risk. **Journal of Financial Econometrics**, v. 16, n. 2, p. 271–296, 2018.

BAUMOL, W. J. Productivity growth, convergence, and welfare: what the long-run data show. **The American Economic Review**, p. 1072–1085, 1986.

BERNANKE, B. S.; BLINDER, A. S. Credit, Money, and Aggregate Demand. **American Economic Review**, v. 78, n. 2, p. 435–439, 1988.

BERNANKE, B. S.; BLINDER, A. S. The Federal Funds Rate and the Channels of Monetary Transmission. **The American Economic Review**, v. 82, n. 4, p. 901–921, 1992.

BERNANKE, B. S.; GERTLER, M. Agency costs, net worth, and business fluctuations. **American Economic Review**, v. 79, n. 1, p. 14–31, 1989.

BERNANKE, B. S.; GERTLER, M. Inside the black box: the credit channel of monetary policy transmission. **Journal of Economic Perspectives**, v. 9, n. 4, p. 27–48, 1995.

BORIO, C.; ZHU, H. Capital regulation, risk-taking and monetary policy: a missing link in the transmission mechanism? **Journal of Financial Stability**, v. 8, n. 4, p. 236–251, 2012.

BRUNO, V.; SHIN, H. Cross-border banking and global liquidity. **The Review of Economic Studies**, v. 82, n. 2, p. 535–564, 2014.

CAPORALE, G. M.; YOU, K. Stock market integration in Asia: global or regional? evidence from industry level panel convergence tests. **CESifo Working Paper**, n. 6494, 2017.

DELL'ARICCIA, G.; LAEVEN, L.; MARQUEZ, R. Monetary policy, leverage, and bank risk-taking. **International Monetary Fund Working Paper**, n. WP/10/276, 2010.

DIEBOLD, F. X.; YILMAZ, K. Measuring financial asset return and volatility spillovers, with application to global equity markets. **The Economic Journal**, v. 119, n. 534, p. 158–171, 2009.

DIEBOLD, F. X.; YILMAZ, K. Better to give than to receive: Predictive directional measurement of volatility spillovers. **International Journal of Forecasting**, v. 28, n. 1, p. 57–66, 2012.

FRIEDMAN, M. Do old fallacies ever die? **Journal of Economic Literature**, p. 2129–2132, 1992.

GABAUER, D.; GUPTA, R. On the transmission mechanism of country-specific and international economic uncertainty spillovers: Evidence from a TVP-VAR connectedness decomposition approach. **Economics Letters**, v. 171, p. 63–71, 2018.

GAMBACORTA, L. Monetary policy and the risk-taking channel. **BIS Quarterly Review**, p. 43, 2009.

HODRICK, R. J.; PRESCOTT, E. C. Postwar US business cycles: an empirical investigation. **Journal of Money, Credit, and Banking**, p. 1–16, 1997.

JIMÉNEZ, G.; ONGENA, S.; PEYDRÓ, J.-L.; SAURINA, J. Hazardous times for monetary policy: What do twenty-three million bank loans say about the effects of monetary policy on credit risk-taking? **Econometrica**, v. 82, n. 2, p. 463–505, 2014.

KARADIMA, M.; LOURI, H. Bank competition and credit risk in Euro Area banking: Fragmentation and convergence dynamics. **Journal of Risk and Financial Management**, MDPI, v. 13, n. 3, p. 57, 2020.

KARADIMA, M.; LOURI, H. Economic policy uncertainty and non-performing loans: The moderating role of bank concentration. **Finance Research Letters**, v. 38, p. 101458, 2021.

KHAIRI, A.; BAHRI, B.; ARTHA, B. A literature review of non-performing loan. **Journal of Business and Management Review**, v. 2, n. 5, p. 366–373, 2021.

LEE, K.; PESARAN, M. H.; SMITH, R. Growth and convergence in a multi-country empirical stochastic Solow model. **Journal of Applied Econometrics**, v. 12, n. 4, p. 357–392, 1997.

LINARDI, F. Avaliação dos determinantes macroeconômicos da inadimplência bancária no Brasil. **Anais do XXXVI Encontro Nacional de Economia**, Salvador, BA, 2008.

MANKIW, N. G.; ROMER, D.; WEIL, D. N. A contribution to the empirics of economic growth. **The Quarterly Journal of Economics**, v. 107, n. 2, p. 407–437, 1992.

MARINS, J. T.; NEVES, M. B. E. Credit default and business cycles: an investigation of this relationship in the Brazilian corporate credit market. **Banco Central do Brasil Working Paper**, n. 304, 2013.

MATOUSEK, R.; RUGHOO, A.; SARANTIS, N.; ASSAF, A. G. Bank performance and convergence during the financial crisis: Evidence from the 'old' European Union and Eurozone. **Journal of Banking & Finance**, v. 52, p. 208–216, 2015.

MEI, Z.; PHILLIPS, P. C. B.; SHI, Z. The boosted hp filter is more general than you might think. **arXiv preprint arXiv:2209.09810**, set. 2022. Revised April 2024.

MENDEZ, C. **Convergence Clubs in Labor Productivity and its Proximate Sources: Evidence from Developed and Developing Countries**. Singapore: Springer Nature Singapore, 2020. (SpringerBriefs in Economics). Disponível em: <https://doi.org/10.1007/978-981-15-8629-3>. Acesso em: 05 jul. 2025.

MESSAI, A. S.; JOUINI, F. Micro and macro determinants of non-performing loans. **International Journal of Economics and Financial Issues**, v. 3, n. 4, p. 852–860, 2013.

MISHKIN, F. S. Symposium on the monetary transmission mechanism. **Journal of Economic Perspectives**, v. 9, n. 4, p. 3–10, 1995.

MONTES, G. C.; VALLADARES, M. do N. The effects of economic uncertainty and economic policy uncertainty on banks' loan loss provision in Brazil. **Journal of Economics and Business**, v. 131, p. 106185, 2024.

NIKOLOPOULOS, K. I.; TSALAS, A. I. Non-performing loans: A review of the literature and the international experience. In: MONOKROUSSOS, P.; GORTSOS, C. (Ed.). **Non-Performing Loans and Resolving Private Sector Insolvency: Experiences from the EU Periphery and the Case of Greece**. Cham: Palgrave Macmillan, 2017. p. 47–68.

NKUSU, M. Nonperforming loans and macrofinancial vulnerabilities in advanced economies. **IMF Working Papers**, v. 2011, n. 161, p. 1, 2011.

PHILLIPS, P. C.; SHI, Z. Boosting: Why you can use the HP filter. **International Economic Review**, v. 62, n. 2, p. 521–570, 2021.

PHILLIPS, P. C.; SUL, D. Transition modeling and econometric convergence tests. **Econometrica**, v. 75, n. 6, p. 1771–1855, 2007.

PHILLIPS, P. C.; SUL, D. Economic transition and growth. **Journal of Applied Econometrics**, v. 24, n. 7, p. 1153–1185, 2009.

QUAH, D. Galton's fallacy and tests of the convergence hypothesis. **The Scandinavian Journal of Economics**, p. 427–443, 1993.

RAJAN, R. G. Has finance made the world riskier? **European Financial Management**, v. 12, n. 4, p. 499–533, 2006.

RUGHOO, A.; SARANTIS, N. Integration in European retail banking: Evidence from savings and lending rates to non-financial corporations. **Journal of International Financial Markets, Institutions and Money**, v. 22, n. 5, p. 1307–1327, 2012.

SAIF-ALYOUSFI, A. Y. Macroprudential policies and banks' non-performing loans: Evidence from across the globe. **Economic Systems**, p. 101373, 2025.

SICHERA, V.; PIZZUTO, G. ConvergenceClubs: A Package for Performing the Phillips and Sul's Club Convergence Clustering Procedure. **Journal of Open Source Software**, v. 4, n. 40, p. 1660, 2019.

SOLOW, R. M. A contribution to the theory of economic growth. **The Quarterly Journal of Economics**, v. 70, n. 1, p. 65–94, 1956.

SOUZA, S. R. S. Capital requirements, liquidity and financial stability: the case of Brazil. **Journal of Financial Stability**, v. 25, p. 179–192, 2016.

TAKAHASHI, F. L.; VASCONCELOS, M. R. Bank efficiency and undesirable output: An analysis of non-performing loans in the Brazilian banking sector. **Finance Research Letters**, v. 59, p. 104651, 2024.

TAYLOR, J. B. The monetary transmission mechanism: an empirical framework. **Journal of Economic Perspectives**, v. 9, n. 4, p. 11–26, 1995.

TOMAL, M. A review of Phillips-Sul approach-based club convergence tests. **Journal of Economic Surveys**, v. 38, n. 3, p. 899–930, 2024.

VAZQUEZ, F.; TABAK, B. M.; SOUTO, M. A macro stress test model of credit risk for the Brazilian banking sector. **Journal of Financial Stability**, v. 8, n. 2, p. 69–83, 2012.