



ANAIS

CICLO DE VIDA ORGANIZACIONAL E DISTRESS FINANCEIRO NAS COOPERATIVAS DE CRÉDITO DO AGRONEGÓCIO NO BRASIL

MARK MIRANDA DE MENDONÇA

prof.markmiranda@gmail.com

UFES - UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO

CARLOS RENATO SILVA DOS SANTOS

crs.santos@unesp.br

UNIVERSIDADE FEDERAL DA BAHIA

DIANE ROSSI MAXIMIANO REINA

diane.reina@ufes.br

UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO

LUIZ CLÁUDIO LOUZADA

louzadalvi@gmail.com

PPGCON/UFES

SÉRGIO RANGEL FERNANDES FIGUEIRA

sergio.rf.figueira@unesp.br

FCAV/UNESP

RESUMO: Este estudo tem por objetivo mensurar o poder explicativo incremental do ciclo de vida organizacional e da especialização na carteira do agronegócio sobre a probabilidade de distress financeiro em cooperativas de crédito brasileiras. A pesquisa adota abordagem quantitativa, com dados contábeis do COSIF/BACEN organizados em painel mensal não balanceado (2017-2024), totalizando 69.031 observações em 776 cooperativas, das quais 132 registraram evento de distress (liquidação extrajudicial, RAET ou incorporação por deterioração financeira). Os estágios do ciclo de vida baseiam-se em Dickinson (2011), via adaptação de Wang et al. (2019), estimando-se a probabilidade do evento por Pooled Logit com indicadores CAMELS, controles micro e macroeconômicos e dummy de carteira, sob validação out-of-sample e testes de robustez (Probit, Discriminante Linear, Firth e Propensity Score Matching). Os indicadores CAMELS associam-se de forma estável à deterioração financeira, com um resultado que diverge da literatura bancária: a despesa de captação (EXP) associa-se a menor chance do evento ($OR=0,880$ em M4), compatível com a lógica cooperativista de remuneração ao associado. Frente à Maturidade, o Crescimento reduz a chance de distress ($OR=0,709$; $p<0,01$) – padrão oposto ao observado em bancos –, enquanto a Introdução a eleva ($OR=1,314$; $p<0,01$). O achado central é a carteira do agronegócio, que reduz substancialmente essa chance ($OR=0,541$; $p<0,01$), efeito líquido condicional ao CAMELS e ao estágio do ciclo de vida; a análise por subamostras reforça o padrão, com o segmento rural registrando 3,15% de eventos ante 6,62% no comercial e melhor ajuste do modelo (McFadden $R^2=0,2279$ vs. $0,1336$). Os blocos de ciclo de vida e tipo de carteira elevam a AUC de 0,8163 (M2) para 0,8254 (M4) in-sample, com ganho mais discreto fora da amostra (de 0,8099 para 0,8140), concentrado no aumento da sensibilidade; Probit, LDA, Firth e PSM preservam os sinais e a significância das estimativas, com o PSM alterando magnitudes sem inverter direções. Os resultados oferecem subsídios prudenciais ao BACEN e à OCB para incorporar o ciclo de vida e o perfil de carteira aos sistemas de alerta precoce, o que posiciona o cooperativismo de crédito do agronegócio como âncora anticíclica regional e estratégia de geração de valor no setor; ressalva-se que os achados atestam associação estatística, não relação causal.

PALAVRAS CHAVE: Cooperativas de crédito; Ciclo de vida organizacional; CAMELS; Sistema de alerta precoce; Carteira do agronegócio

ABSTRACT: This study aims to measure the incremental explanatory power of organizational life cycle and agribusiness portfolio specialization on the probability of financial distress in Brazilian credit unions. The research adopts a quantitative approach, with accounting data from COSIF/BACEN organized into an unbalanced

monthly panel (2017-2024), totaling 69,031 observations across 776 credit unions, of which 132 registered a distress event (extrajudicial liquidation, special administration regime, or merger due to financial deterioration). Life cycle stages are based on Dickinson (2011), as adapted by Wang et al. (2019), with event probability estimated via Pooled Logit incorporating CAMELS indicators, micro and macroeconomic controls, and a portfolio dummy, under out-of-sample validation and robustness tests (Probit, Linear Discriminant Analysis, Firth, and Propensity Score Matching). CAMELS indicators show a stable association with financial deterioration, with one result diverging from the banking literature: funding expense (EXP) is associated with lower odds of the event (OR=0.880 in M4), consistent with the cooperative logic of member remuneration. Relative to Maturity, Growth reduces the odds of distress (OR=0.709; $p<0.01$) - a pattern opposite to that observed in banks - while Introduction increases them (OR=1.314; $p<0.01$). The central finding is the agribusiness portfolio, which substantially reduces these odds (OR=0.541; $p<0.01$), a net effect conditional on CAMELS and life cycle stage; subsample analysis reinforces the pattern, with the rural segment recording 3.15% of events versus 6.62% in the commercial segment and better model fit (McFadden $R^2=0.2279$ vs. 0.1336). The life cycle and portfolio type blocks raise the AUC from 0.8163 (M2) to 0.8254 (M4) in-sample, with a more modest out-of-sample gain (from 0.8099 to 0.8140), concentrated in increased sensitivity; Probit, LDA, Firth, and PSM preserve the signs and significance of the estimates, with PSM altering magnitudes without reversing directions. The results offer prudential input for BACEN and OCB to incorporate life cycle and portfolio profile into early warning systems; they position agribusiness-focused credit cooperativism as a regional anticyclical anchor and value-generation strategy in the sector. Findings attest to statistical association, not causal relationship.

KEY WORDS: Credit unions; Organizational life cycle; CAMELS; Early warning system; Agribusiness loan portfolio

1. INTRODUÇÃO

O cooperativismo de crédito brasileiro demonstrou um expressivo crescimento: expansão de 13,1% em sua carteira ativa no ano de 2025, ante 8,5% do restante do Sistema Financeiro Nacional (SFN), embora esse movimento tenha sido acompanhado por uma elevação dos ativos problemáticos para o patamar de 7,8% (Portal do Cooperativismo, 2026). Essa trajetória de crescimento superior à média do mercado já era observada entre os anos de 2015 e 2016, período em que as cooperativas avançaram 12,9% em contraste com a retração de 9,7% das demais instituições financeiras (Canassa & Costa, 2018). Contudo, é importante notar que o aumento acelerado do quadro social em contextos de alta heterogeneidade pode elevar o risco de descontinuidade da instituição, uma vez que gera maiores custos de agência e conflitos de interesses entre os associados (Canassa et al., 2022).

Nessa linha de preocupações prudenciais quanto a descontinuidade de firmas do mercado financeiro, a regressão logística consolidou-se como uma técnica flexível para identificar o risco de falha em instituições financeiras sem exigir normalidade distributiva (Liu, 2024). Sistemas de alerta precoce baseados nessa modelagem são ferramentas vitais para o diagnóstico antecipado de entidades em vias de insolvência (Filippopoulou et al., 2020). Demonstrativos contábeis carregam sinais robustos, capazes de antecipar o colapso institucional ao refletir a real situação econômica da firma (Stüpp & Flach, 2025).

No cooperativismo, o monitoramento minucioso de dimensões como proteção, liquidez e crescimento é essencial para prever o insucesso operacional (Peng et al., 2025). A adaptação desses indicadores ao contexto nacional oferece subsídios precisos para avaliar a eficiência técnica e a adequação de capital (Magro et al., 2017). A continuidade das operações depende da gestão contínua da solvência e de padrões sustentáveis de lucratividade (Santos & Santos, 2023). Tais arcabouços permitem que órgãos reguladores verifiquem salvaguardas eficazes contra crises financeiras (Song & Shahbudin, 2023).

Embora o sistema PEARLS, metodologia de monitoramento financeiro desenvolvida pelo WOCCU que utiliza indicadores padronizados em seis áreas operacionais para atuar como um instrumento de gestão e aviso-prévio sobre a saúde das cooperativas de crédito (Bressan et al., 2011), seja a referência nacional para supervisão, ele apresenta limitações intrínsecas ao focar em indicadores contábeis estáticos que falham em capturar mudanças na conjuntura econômica (Bressan et al., 2011). Paralelamente, observa-se uma carência de estudos no Brasil que comparem o *distress* financeiro entre cooperativas inseridas no financiamento das atividades do agronegócio das demais cooperativas, com carteiras de crédito com predominância no setor comercial, que negligencia assimetrias críticas de modelos de negócio (Pozo et al., 2018).

Nota-se que a aplicação do ciclo de vida organizacional ao universo cooperativista do SFN ainda não foi explorada de forma abrangente para diagnosticar a probabilidade de insolvência (Stüpp & Flach, 2025). Tal distinção é vital, pois a carteira de crédito do agronegócio atua como um potente vetor anticíclico, que confere robustez institucional contrachosques de liquidez (Tabak et al., 2013). A concentração em ativos rurais funciona como um mecanismo protetor que reduz drasticamente a vulnerabilidade institucional ao colapso operacional (Liberman et al., 2018).

Nesse contexto, o estudo tem como objetivo mensurar o poder explicativo incremental do ciclo de vida organizacional e da especialização na carteira do agronegócio sobre a probabilidade de *distress* financeiro em cooperativas de crédito brasileiras. Assim, desenvolveu-se uma investigação quantitativa e explicativa baseada em um painel longitudinal mensal, compreendendo o intervalo de 2017 a 2024, que totalizou 69.031 observações de 776 instituições, sendo que 132 pertencem ao grupo de tratamento de cooperativas com deterioração financeiras (*distress*) no período.

Na categorização da trajetória organizacional cooperativista, utilizou-se a matriz de Dickinson (2011), ajustada conforme Wang et al. (2019) por meio dos sinais dos fluxos de caixa operacional (FCO) e de financiamento (FCF), capturando as restrições de liquidez que métricas estáticas falham em identificar. Para a estimação do risco de insolvência, empregou-se a modelagem *Pooled Logit*, fundamentada em Rosa e Gartner (2018), com controle pelas tipologias de carteira (Agro e Comercial) e validação dos resultados via partição *out-of-sample* (Split por ID). Por fim, a consistência das evidências foi verificada através de análises de robustez com os métodos *Probit*, LDA, regressão penalizada de *Firth* e *Propensity Score Matching* (PSM).

Este estudo contribui teoricamente ao operacionalizar o ciclo de vida no setor cooperativo via variáveis financeiras. Os resultados demonstram que a fase de *Introdução* apresenta vulnerabilidades estruturais que superam as incertezas de estágios posteriores de expansão, enquanto o *Crescimento* reduz a chance de *distress* ($OR=0,709$; $p<0,01$). A carteira do agronegócio consolida-se como fator de proteção estrutural e âncora anticíclica regional, com efeito protetor significativo independentemente dos indicadores do modelo *CAMELS* ou do estágio do ciclo de vida. Para a supervisão prudencial, a integração de dimensões dinâmicas supera as restrições de modelos estáticos tradicionais na identificação precoce de falhas. Por fim, dada a relevância social de insolvências locais, a solidez preditiva do modelo é respaldada por técnicas estatísticas robustas.

2. REVISÃO TEÓRICA

2.1 Capacidade preditiva dos indicadores CAMELS no *distress* cooperativista

A utilização de múltiplos indicadores financeiros processados por meio de análise discriminante permite identificar com precisão a probabilidade de falência corporativa (Altman, 1968). O emprego de modelos logísticos probabilísticos surge como uma alternativa superior para estimar o risco de insolvência sem as exigências de normalidade estatística (Ohlson, 1980). Os fundamentos dos sistemas de alerta precoce foram estabelecidos a partir da aplicação da técnica Logit para diagnosticar antecipadamente instituições financeiras com potencial de falha (Martin, 1977).

Índices contábeis analisados de forma isolada possuem capacidade preditiva relevante para sinalizar o insucesso empresarial anos antes do evento (Beaver, 1966). Esses dados extraídos dos demonstrativos contábeis carregam um robusto sinal preditivo, capaz de antecipar a deterioração financeira bem antes do colapso institucional (Wang et al., 2019). Afinal, a informação contábil de qualidade cumpre o papel central de refletir a real situação econômica da firma, orienta a tomada de decisão em ambientes de incerteza e confere transparência ao mercado (Stüpp & Flach, 2025).

Indicadores de inadimplência, metodologias de avaliação e a proporção de capital institucional são determinantes vitais para prever a insolvência em cooperativas singulares brasileiras (Bressan et al., 2011). Nesse contexto, destaca-se o sistema PEARLS, desenvolvido pelo *World Council of Credit Unions* (WOCCU) no fim da década de 1980 como adaptação do modelo CAMELS às cooperativas de crédito, estruturado para examinar seis dimensões operacionais: Proteção, Estrutura financeira efetiva, Qualidade dos ativos, Taxas de retorno e custos, Liquidez e Sinais de crescimento (Peng et al., 2025). Funcionando como mecanismo de aviso-prévio que padroniza indicadores globais e auxilia a gestão financeira (Bressan et al., 2011), sua eficácia na avaliação da saúde financeira de cooperativas centrais foi confirmada: os índices de proteção e taxas de retorno destacam-se como preditores significativos (Silva et al. (2023)).

A adaptação do modelo CAMELS ao contexto cooperativista nacional permite monitorar com precisão a eficiência operacional e a adequação de capital das instituições,

enquanto o controle das despesas administrativas e o provisionamento de crédito atuam como fatores diferenciais na prevenção de crises financeiras (Magro et al., 2017). Reconhecido como metodologia padrão internacional para supervisão bancária, o CAMELS avalia a solidez institucional por meio de indicadores de capital, ativos, gestão, rentabilidade, liquidez e sensibilidade a riscos de mercado (Bressan et al., 2011).

A identificação precisa do risco de falha em instituições financeiras tornou-se viável a partir da combinação de múltiplos indicadores contábeis processados por modelos estatísticos, como a análise discriminante e a regressão logística (Liu, 2024). Essa última ganha especial relevância na literatura por sua flexibilidade em operar com variáveis explicativas que prescindem da suposição de normalidade distributiva (Boos, 2024). Consolidou o uso de sistemas de alerta precoce, atualmente centrais para antecipar quadros de insolvência institucional (Filippopoulou et al., 2020).

No contexto do cooperativismo brasileiro, a continuidade operacional depende da expansão do quadro social e da gestão contínua da solvência (Canassa et al., 2022). O monitoramento do setor exige métricas adaptadas para avaliar eficiência técnica e rentabilidade (Santos & Santos, 2023), o que permite acompanhar a solidez do segmento (Gonçalves et al., 2023). Variáveis ligadas à qualidade da carteira e provisões para perdas mostram-se determinantes na explicação de liquidações e encerramentos operacionais (Canassa & Costa, 2018). Nesse contexto, o *framework* CAMELS consolida-se como padrão internacional para avaliação de risco e desempenho bancário (Kadhim & Mohi, 2024), amplamente empregado por reguladores para verificar salvaguardas prudenciais contra crises (Song & Shahbudin, 2023).

Considerando a robustez empírica desses indicadores na literatura, assume-se que seus fundamentos mantêm relação direta com o risco de descontinuidade operacional de cooperativas brasileiras, fundamentando a proposição da primeira hipótese:

H1: *Os indicadores financeiros da estrutura CAMELS relacionam-se de forma estatisticamente significativa ao risco de distress (incorporação/liquidação) das cooperativas de crédito brasileiras.*

2.2 Poder explicativo incremental do Ciclo de Vida no *distress* cooperativista

As organizações percorrem trajetórias de desenvolvimento distintas que influenciam diretamente suas escolhas estratégicas e seus resultados financeiros (Mueller, 1972). As medidas de desempenho contábil apresentam comportamentos variados conforme o estágio de maturidade da organização, com impacto direto na percepção de valor pelo mercado (Anthony & Ramesh, 1992). A classificação objetiva dos estágios organizacionais baseada nos sinais dos fluxos de caixa reflete as reais restrições de liquidez da empresa (Dickinson, 2011).

Ao longo de sua existência, as organizações percorrem estágios de desenvolvimento que condicionam suas escolhas de financiamento, investimento e desempenho operacional (Santos & Santos, 2023). Por essa razão, os indicadores de saúde econômica oscilam de acordo com a fase de maturidade em que a firma se encontra (Stüpp & Flach, 2025). A mensuração desses estágios com base nos padrões de fluxo de caixa oferece uma abordagem dinâmica para capturar as reais restrições de liquidez das entidades (Canassa et al., 2022; Santos & Santos, 2023). A integração da variável de ciclo de vida aos modelos tradicionais eleva materialmente a capacidade de prever falências no setor bancário (Wang et al., 2019).

A adaptação dessa lógica ao cooperativismo descreve um ciclo em que o estabelecimento inicial da instituição pode culminar na ineficiência e no risco de

encerramento das operações devido ao aumento dos custos de influência e de agência (Cook, 1995). A deterioração nestas entidades, por sua vez, está ligada à fase de crescimento, momento em que as diferenças nas preferências dos associados se evidenciam e geram conflitos internos (Stüpp & Flach, 2025). Cooperativas de crédito brasileiras descontinuadas operavam com indicadores de desempenho e solvência fragilizados em comparação às instituições que permaneceram ativas (Canassa & Costa, 2018). A persistência das sobras financeiras é condicionada pelo estágio organizacional: a maturidade é o período de maior estabilidade nos resultados (Stüpp & Flach, 2025).

No Brasil, cooperativas que encerraram suas atividades apresentavam fragilidades persistentes em seus indicadores de solvência e desempenho quando comparadas àquelas que mantiveram suas operações regulares (Canassa et al., 2022). A análise dos estágios do ciclo de vida empresarial revela que a vulnerabilidade financeira é maior nas fases de introdução e declínio (Michalkova & Ponisciakova, 2025). Por outro lado, a maturidade caracteriza-se pela estabilidade operacional e pela maior retenção de resultados positivos (Stüpp & Flach, 2025).

Ao capturar essa dinâmica temporal por meio dos fluxos de caixa, o ciclo de vida organizacional atua como um vetor de risco contínuo, capaz de superar as limitações das métricas contábeis estáticas (Canassa et al., 2022; Santos & Santos, 2023). Diante disso, formula-se a segunda hipótese do estudo:

H2: *A variável de ciclo de vida organizacional possui poder explicativo incremental na estimação da probabilidade de distress financeiro em cooperativas de crédito.*

2.3 A Carteira do Agronegócio como Vetor Anticíclico nas Cooperativas de Crédito

Cooperativas de crédito que possuem vínculos setoriais específicos enfrentam menor volatilidade e risco de falência daquelas com vínculo comunitário aberto (Ely, 2014). A expansão do campo de atuação das cooperativas reduz capital e liquidez, mas a diversificação melhora a rentabilidade, onde, nesse contexto, o vínculo comum entre os membros reduz drasticamente a assimetria informacional e o risco moral, facilitando o monitoramento mútuo e a triagem, estrutura a qual o capital social e as pressões sociais se consolidam como mecanismos essenciais para garantir a recuperação de créditos (Van Rijn, 2024).

A capacidade das cooperativas de atuar de forma anticíclica é significativamente fortalecida quando existe um vínculo territorial e setorial robusto, onde estas instituições operam como portos seguros de estabilidade financeira, superando o desempenho de bancos comerciais durante crises sistêmicas (Becchetti et al., 2016). As cooperativas rurais brasileiras preservam sua resiliência estrutural devido à conexão direta com o ciclo produtivo real do campo, padrão ilustrado no estado de Minas Gerais, no qual a maioria das cooperativas de crédito rural apresentava altos índices de solvência e efetividade operacional (Bressan et al., 2004). O crescimento do quadro social em ambientes de alta heterogeneidade pode elevar os riscos de encerramento, o que valida a importância do perfil dos associados (Canassa et al., 2022).

A especialização da carteira de crédito no agronegócio constitui um vetor analítico relevante, pois a forte estrutura de garantias e a previsibilidade do financiamento rural conferem às cooperativas desse segmento robustez anticíclica diante de flutuações nas cotações de commodities e de choques sistêmicos de liquidez. Como a heterogeneidade operacional e as particularidades estruturais de cada instituição influenciam tanto a probabilidade de default quanto a capacidade de resposta a choques financeiros, a

concentração em ativos rurais atua como mecanismo protetor que reduz a vulnerabilidade institucional ao *distress* cooperativo (Lieberman et al., 2018; Tabak et al., 2013).

A exposição especializada à carteira do agronegócio deve atuar como um vetor a mais de proteção – associa-se negativamente à probabilidade de *distress* financeiro, independentemente dos indicadores contábeis e do estágio organizacional. Assim, formula-se, diante desse arcabouço teórico, a terceira hipótese do estudo.

H3: *A exposição à carteira do agronegócio apresenta associação negativa e significativa com a probabilidade de distress financeiro, independentemente do que já é capturado pelos indicadores CAMELS e pelo estágio do ciclo de vida.*

3. PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

3.1 Base COSIF, Critérios de Filtro e Composição do Painel Cooperativo

A base de dados integra informações contábeis do Plano Contábil das Instituições do Sistema Financeiro Nacional (COSIF/BACEN), indicadores do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) e dados sobre regimes especiais (Decreto-Lei nº 2.321/1987 e Lei nº 6.024/1974), além de registros de incorporações por deteriorações financeiras. O painel efetivo abrange de 2017 a 2024 para estimação, fixa 2016 como janela de defasagem, cobre choques como a crise da COVID-19 no segmento cooperativo e demais episódios relevantes de *financial distress* no período.

TABELA 1. Seleção e Tratamento da Amostra Final

Descrição das Etapas de Seleção e Tratamento	Nº de Cooperativas	Observações (Coop-mês)
Observações iniciais (Cooperativas com registros nos CADOCs 4010 e 4016 entre Jan/2016 e Dez/2024)	1.104	78.362
(-) Exclusão de cooperativas e observações por:		
o Ausência de série histórica mínima de 8 anos (96 meses);		
o Classificação como cooperativa central ou confederação;	-328	-12.499
o Impossibilidade de estimar as defasagens exigidas pelas janelas de evento do ano de aquecimento (2016).		
(=) Sub-Amostra Cooperativas Normais (fd=0)	644	65.863
(=) Sub-Amostra Cooperativas com <i>Distress</i> (fd=1)	132	3.168
(=) Amostra Final Consolidada (Painel Longitudinal)	776	69.031

Nota: 2016 constitui a janela de defasagem para o cálculo das variações anuais (Δ , t vs. t-12) que alimentam as variáveis Δ Receitas e Δ Lucro utilizadas na classificação do ciclo de vida, sendo por isso excluído da amostra de estimação (2017–2024). Duas observações com lacunas pontuais de reporte nessas variáveis – sem indício de mudança de estágio no período – foram imputadas pelo último sinal de FCO/FCF disponível (*Last Observation Carried Forward*).

Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

A Tabela 1 descreve o painel logístico final – no período de 2017-2024 – com 69.031 observações mensais de 776 cooperativas de crédito brasileiras. O grupo de tratamento ($Y_{24} = 1$) reúne 3.168 observações em 132 instituições e as 644 cooperativas tidas como “normais” (fd=0), possuem 65.863 observações. A taxa de *distress* de 4,59% afasta a condição de evento raro em proporção amostral. Contudo, como o painel utiliza observações cooperativa-mês e a variável Y_{24} replica o evento por até 24 meses consecutivos, o total de eventos independentes equivale às 132 cooperativas tratadas, e não às 3.168 observações sinalizadas. Para neutralizar a dependência intragrupo, os modelos reportados aplicam erros-padrão agrupados por cooperativa, com impactos analisados na subseção 4.4.. Os procedimentos estatísticos foram executados no *RStudio*.

3.2 Estágios do Ciclo de Vida Cooperativo: Adaptação da Matriz FCO/FCF

Para mapear os estágios do ciclo de vida das cooperativas de crédito, adota-se a proposta de Dickinson (2011), fundamentada nos sinais combinados dos fluxos de caixa operacional (FCO), de investimento (FCI) e de financiamento (FCF). Essa proxy supera abordagens baseadas em idade ou crescimento de vendas por dispensar premissas distribucionais e refletir as reais restrições de liquidez da firma. Ajustando o modelo à intermediação financeira, incorporam-se as adaptações de Wang et al. (2019), que restringem o esquema aos sinais do FCO e FCF. Essa estratégia expurga o ruído do FCI ao omiti-lo da matriz – dado que a aplicação em crédito e títulos constitui a própria essência operacional das instituições financeiras, dissolvendo a fronteira entre operações e investimentos –, consolidando a classificação em quatro estágios ao adotar a exclusão da fase de *Crise* proposta por Cao e Chen (2012).

TABELA 2. Matriz de Classificação dos Estágios do Ciclo de Vida (Critério FCO/FCF)

Estágios do CV	Sinal FCO	Sinal FCF	Condição Adicional de <i>Performance</i> (Δ Receitas e Δ Lucro)
Introdução	(–)	(+)	Não se aplica
Crescimento	(+)	(+)	Não se aplica
Maturidade ¹	(+) ou (–)	(–)	Quando FCO for negativo, exige-se que ambos os indicadores de <i>performance</i> sejam positivos (Δ Receitas > 0 e Δ Lucro > 0).
Declínio ²	(–)	(–)	Aplica-se quando pelo menos um dos indicadores de <i>performance</i> apresentar retração (Δ Receitas < 0 ou Δ Lucro < 0).

Nota: ¹ No cenário de FCO e FCF simultaneamente negativos, o enquadramento em *Maturidade* só se sustenta se Receitas Operacionais e Resultado Líquido tiverem avançado frente ao exercício anterior (Δ Receitas > 0 e Δ Lucro > 0) – condição que evidencia consumo de caixa financiando expansão rentável, não deterioração. ² Caso qualquer uma dessas duas variáveis regreda no mesmo período, a cooperativa é reclassificada para *Declínio*, indicando exaustão de liquidez sem contrapartida de desempenho.

Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

A arquitetura de classificação dos quatro estágios fundamenta-se na combinação dos sinais operacionais e financeiros (Tabela 2). A *Introdução* caracteriza-se por FCO negativo e FCF positivo, indica assim, que a geração operacional interna é insuficiente para sustentar as atividades, exigindo captação líquida externa – via depósitos ou capitalização – para prover liquidez. O *Crescimento* identifica-se pela simultaneidade de FCO e FCF positivos: a instituição já opera com geração própria de caixa, contudo mantém a captação de recursos no mercado em ritmo superior aos resgates para suportar a expansão acelerada de seus ativos e da carteira de crédito (Wang et al., 2019).

Já os estágios de *Maturidade* e *Declínio* compartilham FCF negativo e, nesse sentido, refletem um cenário em que as amortizações de obrigações e devoluções de sobras suplantam a captação bruta de recursos. A segregação entre ambas as fases ocorre pela geração operacional e por métricas de desempenho. A existência de FCO positivo assegura o enquadramento direto em *Maturidade*. Por outro lado, caso FCO e FCF sejam ambos negativos, a manutenção na *Maturidade* condiciona-se à variação anual positiva das receitas operacionais (Δ Receitas > 0) e do resultado líquido (Δ Lucro > 0), evidenciando consumo de caixa gerado por crescimento rentável; a retração de qualquer uma dessas variáveis determina a transição automática para *Declínio*, configurando um quadro de exaustão de liquidez sem suporte operacional.

O modelo fixa o estágio de *Maturidade* como categoria de referência, utilizando essa fase de consolidação operacional como parâmetro de contraste para mensurar o poder explicativo incremental dos demais estágios (*Introdução*, *Crescimento* e *Declínio*). Esse arcabouço permite isolar se a probabilidade de *distress* deriva da fragilidade estrutural de entrantes que ainda não geram caixa suficiente para se autofinanciar (*Introdução*), do risco de uma expansão acelerada e desequilibrada que consome liquidez apesar da geração operacional

positiva (*Crescimento*), ou da deterioração crônica de resultados com consumo duplo de caixa (*Declínio*), tomando a *Maturidade* – fase de maior equilíbrio entre geração operacional e captação – como referência, ratificando o ciclo de vida como vetor de risco autônomo e complementar aos indicadores contábeis prudenciais e às características institucionais.

3.3 Variáveis Independentes: Indicadores CAMELS e Controles Macro-Financeiros

A seleção das variáveis explicativas fundamenta-se no arcabouço do sistema CAMELS (Rosa & Gartner, 2018), condicionado à disponibilidade das informações contábeis no COSIF. O vetor reúne cinco eixos do sistema: capitalização (*CAP*), qualidade do ativo (*PROV*), qualidade da gestão (*EXP*), rentabilidade (*ROA*) e liquidez (*LIQ*). Para isolar dinâmicas específicas e conjunturais, incorporam-se controles microeconômicos de porte e composição patrimonial – participação sistêmica (*PART_SIS*), proporção de operações de crédito (*PERC_CRED*) e de títulos e valores mobiliários (*PERC_SEC*) – e controles macroeconômicos, que compreendem variações semestrais do Ibovespa (*IBOV_6M*) e do índice setorial financeiro (*IFNC_6M*), somadas à oscilação do PIB (*PIB*) e à taxa de desemprego apurada pela PNAD (*PNAD*).

A variável *TIPO* é mensurada como categórica (*Agronegócio* e *Comercial*), fixando a carteira *Comercial* como nível de referência para captar assimetrias de modelo de negócio e exposição a riscos não absorvidas pelo sistema CAMELS ou pelas variáveis do ciclo de vida (*CV*). A inclusão desse vetor fundamenta-se nas evidências de que a heterogeneidade e as características estruturais determinam a probabilidade de insolvência e a sensibilidade a choques no mercado financeiro (Tabak et al., 2013; Liberman et al., 2018). Para mitigar *outliers* e assegurar a estabilidade da estimação logística, as variáveis contínuas foram winsorizadas a 1,0% em ambas as caudas. Adicionalmente, aplicou-se a transformação logarítmica nas variáveis de capitalização (*CAP*) e liquidez (*LIQ*) para corrigir a assimetria severa das distribuições, adotando o piso técnico de $\log(0,01)$ para tratar observações nulas ou inferiores a zero.

3.4 Variável Dependente: Eventos de *Distress* em Cooperativas de Crédito

A variável dependente é definida de forma binária, estruturada como uma variável *dummy* que assume o valor 1 para cenários de deterioração financeira e 0 para a situação de normalidade operacional, aplicável ao painel longitudinal descrito na Tabela 1. Em alinhamento com os pressupostos de EWS, a ocorrência do evento contempla episódios de fragilidade severa, abrangendo decretos de intervenção pelo BACEN como Liquidação Extrajudicial, Regimes de Administração Especial Temporária (RAET) ou, principalmente em se tratando de cooperativas de crédito, reorganizações societárias (incorporações) impulsionadas por *financial distress*. Assim, para operacionalizar o horizonte preditivo do modelo, definiu-se a variável *Y24* conforme a metodologia de Rosa e Gartner (2018), em que:

$$Y24_{it} = \{1, \text{ se } (i \in \text{grupo de tratamento}) \text{ e } (\text{data do evento} - 24 < t \leq \text{data do evento}) \text{ } 0, \text{ caso contrário} \} \quad [1]$$

Esse enquadramento retroativo atende à finalidade preventiva da pesquisa, pois condiciona o modelo a antecipar e explicar a insolvência com base nos dados contábeis reportados ao longo dos dois anos que antecedem o colapso. Evita-se, assim, a concentração da análise apenas no momento do encerramento formal das atividades, período em que as demonstrações contábeis já se encontram severamente distorcidas e perdem o poder explicativo sobre a trajetória de deterioração. Na operacionalização do critério, para Liquidações Extrajudiciais e incorporações por deterioração financeira – evento predominante na amostra –, embora exista ato formal do BACEN publicado no Diário Oficial, a data do evento registrada

na base corresponde a esse ato ou ao último registro ativo da cooperativa no CADOC 4010.

3.5 Especificação do Modelo Logístico e Estratégia de Validação

Para a estimação dos parâmetros e a previsão das probabilidades de deterioração financeira, emprega-se a regressão logística binomial. Nessa abordagem, o vetor Z combina as covariáveis explicativas e seus respectivos parâmetros. Aplica-se uma função de transformação logística para converter esse argumento contínuo em uma probabilidade *bounded* no intervalo $(0,1)$, mapeando o risco de ocorrência do evento para cada observação da amostra, conforme expressado formalmente:

$$z = \beta_0 + \beta'X_{it} \quad [2]$$

$$P(Y_{i,t} = 1|z) = \frac{e^z}{1 + e^z} \quad [3]$$

Em conformidade com a literatura de EWS, adota-se a modelagem Pooled Logit em painel longitudinal não balanceado, regredindo a variável dependente defasada em 24 meses (Y_{24}). Essa estrutura preserva a representatividade temporal do sistema cooperativo diante de lacunas episódicas de reporte no COSIF. A especificação principal (Modelo M4) integra os fundamentos do sistema CAMELS, controles micro e macroeconômicos, a proxy de ciclo de vida (CV) e o perfil de carteira ($TIPO$), sustentando os testes das hipóteses H1, H2 e H3. Modelos aninhados com inclusão sequencial desses blocos são reportados para análise incremental, que fixa Maturidade e Comercial como categorias de referência. O modelo estrutural completo, que tem Z (Deterioração Financeira) como argumento da função logística (Equações 2 e 3), é definido por:

Modelo M4

$$\begin{aligned} Z(\text{Deterioração Financeira } [DF]) \\ = \beta_0 + \beta_1 * CAP_{it} + \beta_2 * PROV_{it} + \beta_3 * EXP_{it} + \beta_4 * ROA_{it} + \beta_5 \\ * LIQ_{it} + \beta_6 * PART_SIS_{it} + \beta_7 * PERC_CRED_{it} + \beta_8 * IFNC_6M_{jt} \\ + \beta_9 * PNAD_{jt} + \beta_{10} * PIB_{jt} + \beta_{11} * CV4D_{it} + \beta_{12} * TIPO_{it} + \varepsilon_{it} \end{aligned} \quad [4]$$

Onde:

$Z(DF)_{it}$ representa a propensão à deterioração financeira da cooperativa i no mês t ; CAP representa o grau de capitalização, mensurado pela razão entre patrimônio líquido e ativos operacionais (TVM, operações de crédito, arrendamento mercantil e demais créditos); $PROV$ representa a qualidade do ativo, aferida pela proporção de provisão sobre a carteira de crédito total; EXP representa a qualidade da gestão, capturada pelo peso das despesas de captação sobre o passivo circulante e exigível a longo prazo; ROA representa a rentabilidade, dada pelo resultado operacional sobre o ativo total; LIQ representa a liquidez, calculada pela razão entre disponibilidades/aplicações interfinanceiras e depósitos/captações no mercado aberto; $PART_SIS$ representa a participação sistêmica (*market share*), medida pelo ativo total da cooperativa sobre o ativo total do segmento; $PERC_CRED$ representa o percentual da carteira de crédito sobre o ativo total; $IFNC_6M$ representa o retorno acumulado de seis meses do Índice do Segmento Financeiro (B3); PIB representa a variação acumulada do Produto Interno Bruto; $PNAD$ representa a taxa de desemprego (PNAD Contínua/IBGE); CV representa o conjunto de três *dummies* dos estágios do ciclo de vida cooperativo (*Introdução, Crescimento, Declínio*), com *Maturidade* como categoria de referência; $TIPO$ representa a *dummy* do tipo de carteira (*Agronegócio*), com *Comercial* como categoria base; e ε_{it} é o termo de erro idiossincrático.

Como análise complementar, aplica-se validação *out-of-sample* via partição *Split* por ID, que preserva a proporção de insolvências nos conjuntos de treino e teste para aferir o ganho discriminante (AUC, sensibilidade e especificidade) sob o ponto de corte ótimo de Youden. Para avaliar a estabilidade do modelo frente à heterogeneidade estrutural, o Modelo M4 é reestimado em subamostras estratificadas pela carteiras de *Agronegócio* e *Comercial*. Nas duas subamostras, os erros-padrão também são agrupados por cooperativa, preservando a comparabilidade com a especificação principal.

3.5 Declaração de uso de inteligência artificial

Declara-se que ferramentas de inteligência artificial generativa foram utilizadas exclusivamente como apoio à revisão linguística e ao refinamento da redação do manuscrito, sem participação na concepção do desenho de pesquisa, no tratamento dos dados, na estimação dos modelos ou na interpretação dos resultados. Todo o conteúdo foi revisado e validado pelos autores, que assumem integral responsabilidade pelas informações apresentadas.

4. APRESENTAÇÃO DOS RESULTADOS E DISCUSSÕES

4.1 Estatísticas Descritivas e Diagnóstico de Multicolinearidade – Amostra Cooperativa

A Tabela 3 sumariza os momentos estatísticos das métricas operacionais pós-winsorização. Observa-se que a capitalização (*CAP*) registrou média de 3,131 e desvio-padrão de 0,717, ao passo que a qualidade do ativo (*PROV*) alcançou a marca média de 5,354, associada a uma dispersão de 3,836. No tocante à eficiência da gestão (*EXP*), a métrica fixou-se em 4,313, reportando variabilidade de 2,818, com a rentabilidade (*ROA*) apresentando valor médio de 2,158 no período analisado (2017-2024), sendo que a participação sistêmica (*PART_SIS*) revela mediana de 0,049 frente a uma média de 0,134. A distribuição conjunta dessas variáveis reflete a volatilidade característica do segmento cooperativo, demonstrando a necessidade de controle heterogêneo na estimação dos modelos econométricos subsequentes.

TABELA 3. Indicadores CAMELS e Controles Macro-Financeiros

Variáveis	Média	Desvio Padrão	Mínimo	Mediana	Máximo
CAP	3,131	0,717	2,611	2,909	3,439
PROV	5,354	3,836	2,933	4,473	6,611
EXP	4,313	2,818	2,022	4,093	6,314
ROA	2,158	6,188	0,758	2,570	4,434
LIQ	2,317	2,034	0,791	1,988	3,881
PART_SIS	0,134	0,220	0,015	0,049	0,146
PERC_CRED	54,451	15,633	44,307	55,518	65,534
PERC_SEC	10,265	16,957	0,000	1,556	14,185
IBOV_6M	5,762	12,123	-3,690	7,565	14,326
IFNC_6M	5,854	15,509	-4,205	7,322	16,014
PIB	1,867	2,268	1,300	1,700	3,200
PNAD	11,210	2,498	8,700	11,900	12,900

Nota: *CAP* denota o grau de capitalização; *PROV* provisionamento para crédito de liquidação duvidosa; *EXP* o custo de captação sobre recursos de terceiros; *ROA* e *LIQ* expressam, respectivamente, rentabilidade sobre ativos e folga de liquidez; *PART_SIS* mede o *market share* da cooperativa; *PERC_CRED* e *PERC_SEC* correspondem à participação de crédito e de títulos/valores mobiliários no ativo total; *IBOV_6M* e *IFNC_6M* refletem a Δ semestral do Ibovespa e do índice setorial financeiro; *PIB* e *PNAD* captam as oscilações de produto e desemprego no período. As variáveis contínuas foram winsorizadas a 1% em cada cauda, resultando em N = 69.031 observações.

Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

Na matriz de correlação de Pearson, os pares de preditores exibem, em sua maioria, associações fracas a moderadas; destacam-se apenas dois pares como exceção – *IBOV_6M*–*IFNC_6M* (0,930) e *LIQ*–*PERC_SEC* (0,647). A exclusão de *PERC_SEC* do modelo final deveu-se a essa autocorrelação com *LIQ*, apesar de seu VIF não superar 5 em nenhuma

especificação – critério mais conservador que o diagnóstico puramente colinear. Já a *IBOV_6M* foi excluída pelo próprio VIF elevado (8,709 a 8,733 em M2–M4), no limiar do critério de atenção (Hair et al., 2019), restando apenas *IFNC_6M* como *proxy* macrofinanceira – sua composição setorial já carrega o efeito de mercado amplo que se buscava capturar. Após ambas as exclusões, os VIFs remanescentes permaneceram em níveis baixos ($< 3,5$), afastando indício de multicolinearidade severa.

A seleção das variáveis independentes reflete a estrutura clássica dos EWS. A utilização das métricas do sistema *CAMELS* (*PROV*, *EXP*, *ROA*, *LIQ* e *CAP*) para avaliar a saúde financeira da amostra alinha-se ao *framework* de Rosa e Gartner (2018), que validaram sua capacidade preditiva de *distress* financeiro no mercado brasileiro. A aplicação desse conjunto de indicadores ao contexto do cooperativismo de crédito dialoga com as evidências de Magro et al. (2017) e Silva et al. (2023), que confirma sua eficácia na mensuração da eficiência operacional, da qualidade dos ativos e da adequação de capital nas instituições cooperativas.

4.2 Resultados dos Modelos Logísticos Aninhados (M1–M4)

A Tabela 4 evidencia a estabilidade dos indicadores *CAMELS* entre as especificações. Em M1, *PROV* eleva a probabilidade de *distress* ($OR = 1,136$; $p < 0,01$), enquanto *EXP* ($OR = 0,902$), *ROA* ($OR = 0,954$) e *LIQ* ($OR = 0,864$) exercem efeito protetor; *CAP* não apresenta significância estatística ($OR = 0,957$), indicando que a capitalização isolada não discrimina o risco. Em M2, ao incluir os controles de porte e captação, o bloco *CAMELS* mantém seus sinais ($PROV = 1,131$; $EXP = 0,901$; $ROA = 0,961$; $LIQ = 0,862$; $p < 0,01$) e *CAP* passa a ser significativa ($OR = 0,596$; $p < 0,01$). O efeito protetor de *EXP* diverge do padrão bancário, alinhando-se à dinâmica cooperativista de remuneração do associado. Esses achados suportam H1, confirmando a associação estável dos fundamentos *CAMELS* ao *distress*.

Observa-se que a estimação logística confirma a capacidade discriminante do sistema *CAMELS* na identificação do *distress*, com destaque para o efeito protetor da eficiência de despesas ($EXP = 0,880$ em M4), que contraria a lógica bancária tradicional. Esse comportamento atípico encontra amparo na literatura do cooperativismo de crédito, notadamente em Gonçalves et al. (2023) e Bressan et al. (2004). Para esses autores, no ambiente cooperativo, maiores despesas de captação refletem a remuneração direta do associado e a prestação de serviços membros-centrados, não devendo ser interpretadas como ineficiência operacional indicativa de risco de insolvência.

A incorporação do ciclo de vida (*CV*) em M3 eleva o *McFadden R²* para 0,1740 e reduz o *AIC* para 21.266,89, que confirma ganho substancial de ajuste e validando a hipótese H2. Cooperativas no estágio de *Introdução* apresentam chance de *distress* 30,8% superior àquelas em *Maturidade* ($OR = 1,308$; $p < 0,01$). Em contrapartida, a fase de *Crescimento* atua como fator protetor e reduz a chance de evento adverso em 31,9% ($OR = 0,681$; $p < 0,01$). O estágio de *Declínio*, por sua vez, não difere estatisticamente da categoria de referência nas especificações M3 e M4 ($OR = 1,086$; $p = 0,332$).

A vulnerabilidade observada na *Introdução* alinha-se aos pressupostos de Anthony e Ramesh (1992), decorrendo da incipiente geração interna de caixa. O efeito protetor do *Crescimento* encontra respaldo nas matrizes de fluxo de caixa de Dickinson (2011) e em Wang et al. (2019), nas quais fluxos operacionais e de financiamento positivos fortalecem a estrutura patrimonial da entidade. Por fim, a neutralidade do *Declínio* frente à *Maturidade* explica-se pela dinâmica setorial de fusões e incorporações: cooperativas maduras frequentemente absorvem instituições insolventes, herdando passivos problemáticos que elevam seu próprio nível de risco (Canassa & Costa, 2018; Pozo et al., 2018).

TABELA 4. Comparativo das Razões de Chance (*Odds Ratio*) dos Modelos Logísticos Aninhados (M1–M4)

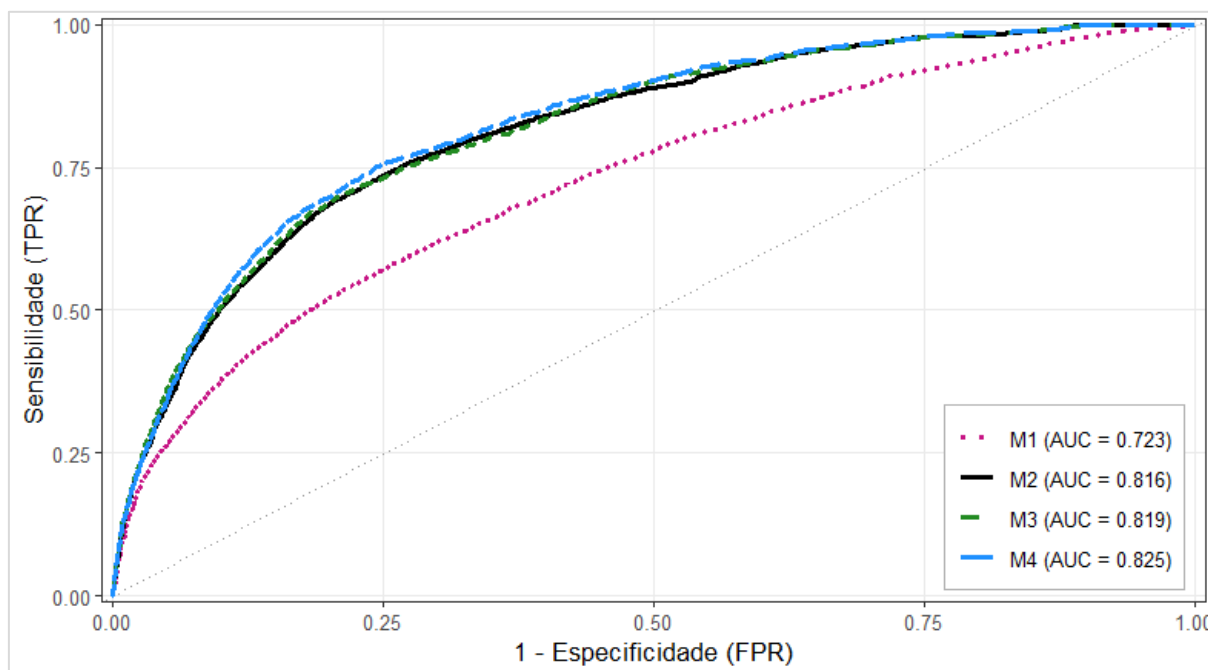
Variável	M1 (CAMELS)	M2 (+Controles)	M3 (+CV)	M4 (+Tipo)
(Intercepto)	0.052*** (0.112)	0.225*** (0.198)	0.187*** (0.205)	0.421*** (0.213)
CAP	0.957 (0.034)	0.596*** (0.035)	0.612*** (0.036)	0.491*** (0.040)
PROV	1.136*** (0.003)	1.131*** (0.004)	1.130*** (0.004)	1.132*** (0.004)
EXP	0.902*** (0.008)	0.901*** (0.009)	0.902*** (0.009)	0.880*** (0.009)
ROA	0.954*** (0.002)	0.961*** (0.002)	0.963*** (0.002)	0.964*** (0.002)
LIQ	0.864*** (0.011)	0.862*** (0.013)	0.860*** (0.013)	0.868*** (0.013)
PART_SIS		0.000*** (0.576)	0.000*** (0.577)	0.000*** (0.566)
PERC_CRED		1.013*** (0.001)	1.011*** (0.001)	1.015*** (0.001)
IFNC_6M		1.000 (0.001)	1.001 (0.001)	1.001 (0.001)
PIB		1.042*** (0.009)	1.043*** (0.009)	1.041*** (0.009)
PNAD		1.012 (0.010)	1.022** (0.010)	1.016 (0.010)
CV_INTRODUÇÃO			1.308*** (0.047)	1.314*** (0.047)
CV_CRESCIMENTO			0.681*** (0.064)	0.709*** (0.064)
CV_DECLÍNIO			1.086 (0.113)	1.046 (0.113)
TIPO_AGRONEGÓCIO				0.541*** (0.048)
Observações	69,031	69,031	69,031	69,031
Log-Likelihood	-11680.81	-10690.46	-10619.44	-10538.21
McFadden R2	0.0914	0.1685	0.1740	0.1803
LR Chi2	2350.82	4331.52	4473.55	4636.02
LR p-value	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
AIC	23373.62	21402.92	21266.89	21106.42

Nota: Os coeficientes reportados correspondem a razões de chance (*Odds Ratio*), com erro-padrão indicado entre parênteses (* $p < 0,10$; ** $p < 0,05$; *** $p < 0,01$). A progressão dos modelos é cumulativa: M1 contém apenas os indicadores CAMELS (*CAP*, *PROV*, *EXP*, *ROA*, *LIQ*); M2 soma os controles micro e macroeconômicos (*PART_SIS*, *PERC_CRED*, *IFNC_6M*, *PIB*, *PNAD*); M3 acrescenta o ciclo de vida (*CV*, com *Maturidade* como categoria-base); e M4 incorpora a tipologia de carteira (*TIPO*, com *Comercial* como referência). *BIC* 23.428,47 (M3) → 21.243,55 (M4).

Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

Em M4, a inclusão do perfil de carteira eleva o McFadden R^2 para 0,1803 e reduz o AIC para 21.106,42, assegurando o melhor ajuste entre os modelos aninhados. A dummy AGRO (OR = 0,541; $p < 0,01$) indica que a chance de *distress* das cooperativas do agronegócio é 45,9% inferior à das cooperativas de perfil comercial. O resultado corrobora o padrão histórico de elevada solvência do segmento rural e reflete sua resiliência estrutural, impulsionada por melhor estrutura de garantias e previsibilidade do crédito rural, fatores que mitigam choques de commodities e riscos sistêmicos (Bressan et al., 2004). O achado confirma H3 ao demonstrar que a exposição ao agronegócio reduz o risco de insolvência independentemente do CAMELS e do CV.

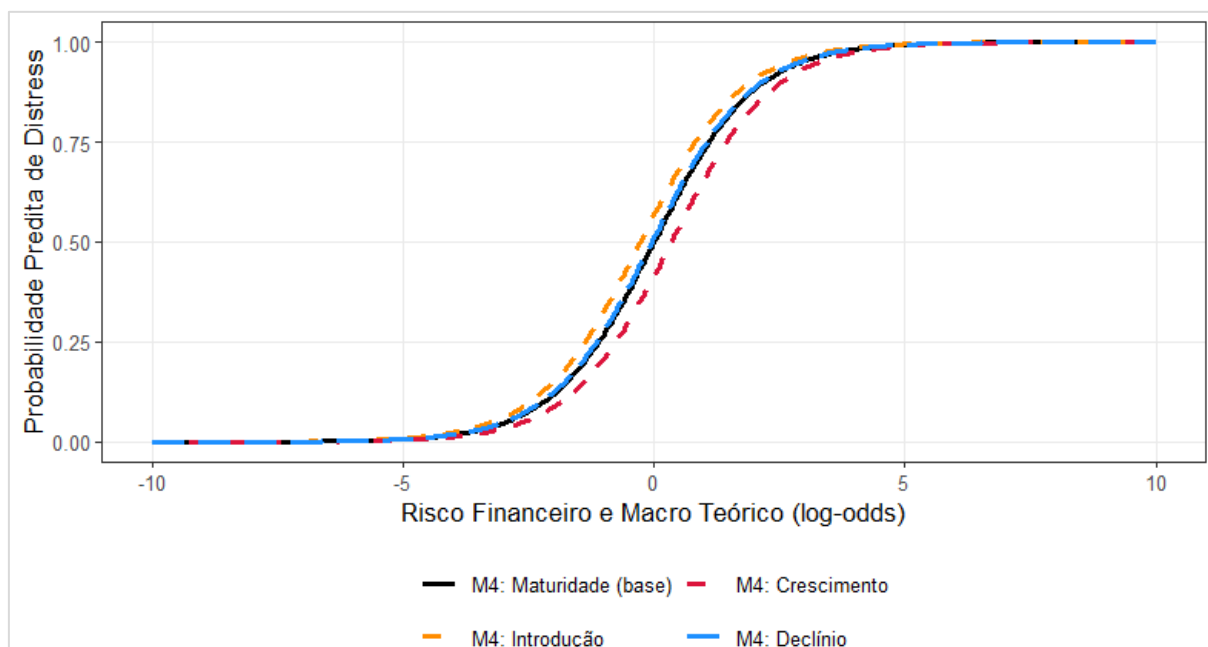
FIGURA 1. Comparação de Curvas ROC dos Modelos M1–M4



Legenda: AUC corresponde à área sob a curva ROC. Cada modelo acrescenta um bloco de variáveis ao anterior – M1 parte do CAMELS, M2 soma os controles, M3 incorpora o ciclo de vida e M4 fecha com o tipo de carteira.

Fonte: Elaborado pelos autores (2026)

FIGURA 2. Comparação de Curvas Sigmoides dos Estágios do Modelo M4



Legenda: A curva relaciona o risco teórico estimado (*log-odds*) à probabilidade prevista de *distress*, discriminada por estágio do ciclo de vida no Modelo M4 – sempre em contraste com *Maturidade* (referência).

Fonte: Elaborado pelos autores (2026)

Em conjunto, os modelos aninhados evidenciam melhora sistemática de ajuste: McFadden R^2 avança de 0,0914 (M1) para 0,1803 (M4), AIC recua de 23.373,62 para 21.106,42, BIC de 23.428,47 para 21.243,55, e LR χ^2 sobe de 2.350,82 para 4.636,02

($p < 0,001$). A AUC acompanha essa trajetória, de 0,7233 (M1) para 0,8163 (M2), 0,8187 (M3) e 0,8254 (M4), com discriminação satisfatória a excelente. Esse avanço monotônico, resultante da adição sequencial dos blocos micro/macroeconômico, ciclo de vida e tipo de carteira, corrobora H1, H2 e H3 em conjunto: os três blocos de variáveis agregam contribuição incremental à previsão do *distress* cooperativo, sem sinal de redundância entre eles.

A curva ROC evidencia a evolução da capacidade discriminante entre os modelos aninhados: as curvas se afastam da diagonal de referência à medida que M1 (AUC=0,723) cede lugar a M4 (AUC=0,825), com o ganho mais expressivo entre M1 e M2 (AUC=0,816), enquanto *CV* (M3, AUC=0,819) e tipo (M4) agregam incrementos mais modestos, porém consistentes (Figura 1). A curva sigmoide teórica, que isola o efeito do *CV* mantendo o tipo fixo em *Comercial*, confirma esse padrão: *Introdução* desloca-se à esquerda da *Maturidade* (referência), antecipando maiores probabilidades de *distress* em qualquer nível de risco; *Crescimento* desloca-se à direita, reduzindo-as; e *Declínio* praticamente se sobrepõe à *Maturidade*, refletindo a não significância estatística já observada em M3 e M4 (Figura 2).

TABELA 5. Validação *Out-of-Sample* -Estratégia *Split* por ID (conjunto de teste)

Modelo	AUC	Cutoff	Acurácia (%)	Sens. (%)	Espec. (%)	TP (%)	TN (%)	FP (%)	FN (%)
M1	0,7559	0,0428	66,15	70,31	65,94	3,27	62,88	32,47	1,38
M2	0,8099	0,0689	79,67	73,02	80,00	3,39	76,28	19,07	1,25
M3	0,8094	0,0614	77,30	75,21	77,40	3,49	73,81	21,55	1,15
M4	0,8140	0,0625	79,43	74,69	79,66	3,47	75,96	19,39	1,18

Nota: AUC e Cutoff são expressos em escala fracionária (0–1); as demais métricas, em percentual do total da amostra de teste, de modo que TP, TN, FP e FN somam 100% – já Sens. e Espec. correspondem à taxa condicional dentro de cada classe, não ao total. A partição de teste reúne 233 cooperativas e 20.672 observações cooperativa-mês, das quais 960 configuram eventos de *distress* (Y24) – taxa de 4,64%.

Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

A Tabela 5 indica que a inclusão conjunta do *CV* e do tipo de carteira produz ganho discriminativo modesto na partição de teste: o AUC passa de 0,8099 (M2) para 0,8140 (M4), incremento de 0,0041 – inferior ao ganho *in-sample* entre os mesmos modelos (0,0091). O *CV* isolado (M3) não altera o AUC *out-of-sample* (0,8094), porém a inserção da tipologia em M4 rompe a estabilidade. Esse ganho decorre da sensibilidade, que alcança 74,69% ante 73,02% em M2 (falsos negativos caem de 259 para 243, -6,2%), ao passo que a especificidade varia suavemente de 80,00% para 79,66% (falsos positivos passam de 3.943 para 4.009). Esse ajuste otimiza a captura de crises efetivas com impacto residual sobre os alarmes falsos, conferindo suporte empírico consistente a H2 e H3.

4.3 Heterogeneidade por Carteira: Subamostras Agronegócio e Comercial

Antes de comparar os coeficientes das subamostras, cabe revisitar a composição que as diferencia: cooperativas com carteira do agronegócio registram 3,15% de eventos de *distress*, menos da metade do observado no segmento comercial (6,62%). O segmento rural concentra quase o dobro de sua base no estágio de *Crescimento* (28,6% contra 15,4%) e metade da participação em *Declínio* (2,1% contra 4,2%). Essa distribuição direciona parte relevante da vulnerabilidade bruta observada, visto que o *Crescimento* atua como fator protetor e o *Declínio* como risco marginal. Como o efeito líquido da carteira condicional ao ciclo de vida e ao *CAMELS* já foi testado no modelo *full* (M4, Seção 4.2), cabe agora isolar o comportamento estimando separadamente as duas subamostras.

Na comparação subamostral (Tabela 6), *CAP* permanece protetor em ambas as carteiras, porém com magnitude duas vezes superior no agronegócio ($OR = 0,395$ vs. $0,659$ no *Comercial*). A *LIQ* perde significância no *AGRO* ($OR = 0,964$), refletindo a menor dispersão de liquidez no setor, mas mantém proteção no comercial ($OR = 0,844$; $p < 0,01$). A *PNAD*

revela regimes opostos ($OR = 0,962$; $p < 0,05$ no *AGRO* vs. $1,046$; $p < 0,01$ no *Comercial*), atestando a menor sensibilidade do ambiente rural ao desemprego urbano. No ciclo de vida, o *Crescimento* protege ambos os grupos ($OR = 0,495$ no *AGRO* e $0,843$ no *Comercial*), enquanto a *Introdução* eleva o risco apenas no comercial ($OR = 1,230$; $p < 0,01$). O *Declínio* no *AGRO* ($OR = 0,581$; $p < 0,10$) exige cautela pela reduzida ocorrência de eventos ($N = 27$).

Em termos de ajuste, a subamostra do agronegócio apresenta *McFadden R²* superior à comercial em todas as especificações ($0,2279$ vs. $0,1336$ em M3) e menor *AIC* ($8.752,44$ vs. $12.122,52$), capturando melhor a dinâmica de *distress* no agro mesmo sob menor taxa de eventos. Essas assimetrias validam as hipóteses do modelo *full* (M4): a proteção de *CAP* em ambos os grupos reafirma H1 independentemente da carteira; o efeito protetor do *crescimento* em ambas as subamostras consolida H2 como um padrão estrutural do cooperativismo; e o ajuste superior do segmento rural reforça, por via complementar, o sentido da *dummy AGRO* observada no modelo *full*, cancelando a H3.

TABELA 6. Razões de Chance (*Odds Ratio*) por Tipologia de Carteira (Modelos Subamostrais)

Variável	M2 (AGRO)	M3 (AGRO)	M2 (Comercial)	M3 (Comercial)
(Intercepto)	0.290*** (0.429)	0.246*** (0.440)	0.212*** (0.246)	0.195*** (0.252)
CAP	0.378*** (0.087)	0.395*** (0.090)	0.657*** (0.048)	0.659*** (0.048)
PROV	1.176*** (0.008)	1.176*** (0.008)	1.116*** (0.004)	1.115*** (0.004)
EXP	0.802*** (0.022)	0.807*** (0.022)	0.922*** (0.010)	0.919*** (0.010)
ROA	0.943*** (0.006)	0.944*** (0.006)	0.966*** (0.002)	0.966*** (0.002)
LIQ	0.937** (0.028)	0.964 (0.028)	0.848*** (0.014)	0.844*** (0.014)
PART_SIS	0.000*** (0.732)	0.000*** (0.738)	0.000*** (0.902)	0.000*** (0.905)
PERC_CRED	1.038*** (0.003)	1.036*** (0.003)	1.005*** (0.002)	1.004*** (0.002)
IFNC_6M	0.999 (0.002)	1.000 (0.002)	1.001 (0.002)	1.001 (0.002)
PIB	1.065*** (0.014)	1.070*** (0.014)	1.032*** (0.011)	1.030*** (0.011)
PNAD	0.946*** (0.019)	0.962** (0.019)	1.042*** (0.013)	1.046*** (0.013)
CV_INTRODUÇÃO		1.065 (0.086)		1.230*** (0.057)
CV_CRESCIMENTO		0.495*** (0.107)		0.843** (0.081)
CV_DECLÍNIO		0.581* (0.316)		1.189 (0.121)
Observações	40,383	40,383	28,648	28,648
Log-Likelihood	-4404.48	-4362.22	-6062.09	-6047.26
McFadden R ²	0.2205	0.2279	0.1315	0.1336
LR Chi2	2491.24	2575.76	1836.04	1865.69
LR p-value	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
AIC	8830.96	8752.44	12146.17	12122.52

Nota: Os coeficientes reportados correspondem a razões de chance (*Odds Ratio*), com erro-padrão indicado entre parênteses (* $p < 0,10$; ** $p < 0,05$; *** $p < 0,01$). A progressão dos modelos é cumulativa: M1 contém apenas os indicadores CAMELS (*CAP*, *PROV*, *EXP*, *ROA*, *LIQ*); M2 soma os controles micro e macroeconômicos (*PART_SIS*, *PERC_CRED*, *IFNC_6M*, *PIB*, *PNAD*); e M3 acrescenta o ciclo de vida (*CV*, com *Maturidade* como categoria-base).

Fonte: Elaborado pelos autores (2026).

A divergência observada na sensibilidade à *PNAD* e o ajuste superior do modelo no agronegócio evidenciam uma resiliência estrutural própria do ambiente rural. Essa heterogeneidade no quadro social dialoga com evidências de que cooperativas rurais e comerciais brasileiras possuem níveis distintos de governança e custos de agência (Canassa et al., 2022), inserindo-se na diversidade de modelos de negócio e na capacidade de absorção de choques já documentada no cooperativismo financeiro global (McKillop et al., 2020). A análise subamostral ratifica que a exposição ao agronegócio não apenas atenua o risco de insolvência de forma isolada, mas reconfigura a dinâmica na qual os indicadores financeiros e os estágios do ciclo de vida operam sobre o *distress*.

4.4 Testes de Robustez: Modelos Alternativos e Checagem de Estabilidade

A confiabilidade dos achados *in-sample* e *out-of-sample* foi atestada via modelos *Probit*, Análise Discriminante Linear (*LDA*), regressão penalizada de *Firth* e *Propensity Score Matching* (*PSM*). A avaliação pelo poder preditivo das curvas *ROC* alcançou Área Sob a Curva (*AUC*) *out-of-sample* de 0,8140 no modelo M4. Essa especificação atende aos preceitos de Rosa e Gartner (2018), ao assegurar alta precisão e minimização de erros dos tipos I e II em modelos de previsão de insolvência.

A estimação *Probit* ratifica a estabilidade do modelo *Logit*: o estágio de *Crescimento* mantém efeito protetor em M4 e M3 (coeficientes de -0,165 e -0,184; $p < 0,01$), e os regressores *CAMELS* preservam sinais e significância. A hierarquia do *AIC* reproduz a ordenação anterior ($M4 < M3 < M2 < M1$) e demonstra que o ganho de ajustamento independe da função de ligação. A *LDA*, empregada para ordenação de risco, exibe descompasso marginal: a *AUC* atinge 0,7904 em M4, mantendo-se ligeiramente inferior à do *Logit*. O estágio de *Introdução* apresenta a maior carga discriminante ($LD1 = 0,3615$) e mantém baixa sensibilidade em função do esperado desbalanceamento amostral.

Os coeficientes obtidos pela *Firth* são virtualmente idênticos aos do *Logit*, com variação máxima de 0,0185 em *PART_SIS* no modelo M4, preservando sinal e significância em todas as especificações – resultado esperado dado que a taxa de *distress* de 4,59% afasta a condição de evento raro e, portanto, a propensão a viés de quase-separação. O *AIC* decresce de forma consistente de M1 (25.667,69) a M4 (25.612,03), reiterando a superioridade relativa deste último dentro da própria estimação *Firth*, enquanto o *BIC* apresenta trajetória inversa (25.722,55 em M1 a 25.749,16 em M4) e reflete a penalização mais rigorosa imposta pelo acréscimo de parâmetros. Assim, o método de *Firth* cumpre papel confirmatório, ao ratificar a robustez e a consistência das estimativas primárias.

O pareamento por *PSM* (*caliper* de 0,10 desvio padrão) valida a direção das estimativas do *Logit*, embora altere as magnitudes dos efeitos. O estágio de *Introdução* expande sua associação com o risco ($OR = 1,7225$ frente a $OR = 1,3079$ no *Logit*; $p < 0,01$), enquanto *Crescimento* exibe atenuação no efeito protetor ($OR = 0,7492$ frente a $OR = 0,6808$; $p < 0,01$). O estágio de *Declínio* permanece sem significância estatística ($OR = 1,1757$; $p = 0,271$). Esses achados sustentam a associação estatística das variáveis do ciclo de vida na especificação primária, sem inferir relação de causalidade.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este estudo teve por objetivo mensurar o poder explicativo incremental do ciclo de vida organizacional e da especialização na carteira do agronegócio sobre a probabilidade de *distress* financeiro em cooperativas de crédito brasileiras. Para tanto, estruturou-se um desenho quantitativo-explicativo assentado em painel mensal entre 2017 e 2024, totalizando 69.031 observações de 776 cooperativas. Os estágios organizacionais foram identificados pela matriz de Dickinson (2011), adaptada por Wang et al. (2019) aos sinais dos fluxos de caixa operacional

(FCO) e de financiamento (FCF); a probabilidade de *distress*, por sua vez, foi estimada por *Pooled Logit* (Rosa & Gartner, 2018), com controle pelo perfil de carteira (*Agro* e *Comercial*) e validação *out-of-sample* via partição *Split* por ID. Testes adicionais de robustez recorreram a *Probit*, *LDA*, estimação penalizada de *Firth* e Pareamento por Escore de Propensão (*PSM*).

Os fundamentos *CAMELS* mantêm-se estáveis em todas as especificações, com destaque para *EXP*, que reduz a chance de *distress* ($OR=0,902$ a $0,880$; $p<0,01$) – inverso à literatura bancária, compatível com a lógica de remuneração ao associado. No ciclo de vida, a *Introdução* eleva em até 31,4% ($OR=1,314^{***}$) a chance de *distress* frente à *Maturidade* (referência), enquanto o *Crescimento* reduz essa chance em até 29,1% ($OR=0,709^{***}$), invertendo o padrão de risco típico da expansão bancária. A robustez sustenta esse conjunto: o *Probit* replica sinais e magnitudes, com a *Firth* variando no máximo 0,0185 nos coeficientes penalizados e a *LDA* atribuindo maior carga discriminante à *Introdução*, não ao *Crescimento* – reforçando a fragilidade de entrada como o vetor de risco dominante.

A especialização de carteira constitui o achado central do estudo: cooperativas com perfil do agronegócio apresentam chance de *distress* 45,9% inferior às de perfil comercial ($OR = 0,541$; $p < 0,01$), efeito que confere a M4 o melhor ajuste da série ($McFadden R^2 = 0,1803$). As análises subamostrais aprofundam o resultado ao revelar que o segmento rural registra, em termos brutos, menos da metade da taxa de *distress* do comercial (3,15% vs. 6,62%), responde com maior intensidade ao efeito protetor do *Crescimento* e demonstra menor sensibilidade à vulnerabilidade da *Introdução*. Essa heterogeneidade é corroborada pelo ajuste superior do modelo na subamostra rural ($McFadden R^2 = 0,2279$ vs. 0,1336 no comercial) e confirma a diversidade de modelos de negócio no cooperativismo (McKillop et al., 2020).

Os achados convergem com a literatura empírica prévia. A estabilidade do *CAMELS* confirma H1 e ratifica a eficácia preditiva mapeada em cooperativas (Silva et al., 2023; Magro et al., 2017; Rosa & Gartner, 2018), enquanto o efeito protetor de *EXP* encontra amparo na lógica cooperativa específica (Bressan et al., 2004; Gonçalves et al., 2023). Quanto ao ciclo de vida, a vulnerabilidade na *Introdução* corrobora Anthony e Ramesh (1992), e a proteção do *Crescimento* alinha-se a Dickinson (2011) e Wang et al. (2019), validando H2; a neutralidade do *Declínio* justifica-se pela absorção de instituições insolventes em incorporações estratégicas (Canassa & Costa, 2018; Pozo et al., 2018). Por fim, a proteção do agronegócio confirma H3, sustentada na sólida estrutura de garantias e na heterogeneidade de governança setorial (Bressan et al., 2004; Canassa et al., 2022).

O estudo contribui ao operacionalizar o ciclo de vida organizacional em base mensal (*CV*) para cooperativas de crédito. Revela-se um padrão setorial distinto do bancário: a *Introdução*, e não o *Crescimento*, atua como vetor de risco dominante. A especialização na carteira do agronegócio estabelece-se como fator de proteção estrutural, com efeito líquido independente do *CAMELS* e do estágio organizacional (H3). A robustez é atestada por validação multimétodo (*Probit*, *LDA*, *Firth*, *PSM*). Para a supervisão prudencial do BACEN, o modelo atua como um sistema de alarme precoce com elevado poder discriminatório *out-of-sample*, complementando modelos tradicionais como o *PEARLS* ao integrar dimensões dinâmicas do ciclo de vida e estruturais de carteira na avaliação do risco cooperativo.

As limitações do trabalho exigem ponderação rigorosa. A variável *distress* apoia-se em registros públicos de regimes especiais do BACEN e incorporações, omitindo intervenções de supervisão qualitativa anteriores ao enquadramento formal. O estágio de *declínio* não atinge significância no modelo pleno e, na subamostra do agronegócio, sustenta-se em apenas 27 eventos, denotando restrição de poder estatístico em vez de ausência de efeito real. A janela temporal abrange o choque da COVID-19 sem isolamento por termos de interação específicos. A variável de carteira, por ser binária, não capta variações do modelo de negócio no interior de cada segmento. Por fim, o pareamento via *PSM* confirma a direção das estimativas, mas altera

magnitudes, ao sustentar associação estatística e não relação causal.

Em relação às pesquisas futuras, recomenda-se replicar este desenho utilizando o sistema PEARLS, permitindo comparar sua capacidade preditiva à do modelo *Pooled Logit* proposto e avaliar a convergência entre os dois enfoques metodológicos distintos. Análises de mediação podem decompor a trajetória do FCO na *Introdução*, testando se a dependência de captação externa precede o *distress* como mecanismo causal antecedente. Algoritmos de *Machine Learning* (*XGBoost*, *SHAP*) permitem capturar não linearidades na heterogeneidade de carteiras que a regressão logística não isola. O efeito moderador da estrutura de governança sobre o risco inicial também carece de investigação específica. Recomenda-se ainda replicar o desenho em outros segmentos cooperativos e propor ao BACEN e à OCB a incorporação do ciclo de vida no monitoramento prudencial, calibrando matrizes de transição e parâmetros de risco por carteira.

6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *Journal of Finance*, 23(4), 589–609.
- Anthony, J. H., & Ramesh, K. (1992). Association between accounting performance measures and stock prices. *Journal of Accounting and Economics*, 15(2–3), 203–227.
- Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71–111.
- Becchetti, L., Ciciretti, R., & Paolantonio, A. (2016). The cooperative bank difference before and after the global financial crisis. *Journal of International Money and Finance*, 69, 224–246.
- Boos, D. (2024). Predicting corporate restructuring and financial distress in banks: The case of the Swiss banking industry. *Journal of Financial Research*. <https://doi.org/10.1111/jfir.12375>
- Bressan, V. G. F., Braga, M. J., Bressan, A. A., & Resende Filho, M. A. (2011). Avaliação de insolvência em cooperativas de crédito: uma aplicação do sistema PEARLS. *RAM. Revista de Administração Mackenzie*, 12(2), 113–144.
- Bressan, V. G. F., Braga, M. J., & Lima, J. E. (2004). Análise de insolvência das cooperativas de crédito rural do Estado de Minas Gerais. *Estudos Econômicos*, 34(3), 553–585.
- Canassa, B. J., & Costa, D. R. M. (2018). Ciclo de vida das cooperativas de crédito brasileiras: o desempenho da cooperativa como motivo para a descontinuidade das operações. *Revista de Gestão e Organizações Cooperativas* (Edição Especial), 51–68.
- Canassa, B. J., Zancan, F., & Costa, D. R. M. (2022). Credit union life cycle and membership: evidence from Brazilian credit unions. *Journal of Accounting, Management and Governance*, 25(1), 43–59.
- Cao, Y., & Chen, X. H. (2012). An agent-based simulation model of enterprises financial distress for the enterprise of different life cycle stage. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 20, 70–88.
- Cook, M. L. (1995). The future of U.S. agricultural cooperatives: a neo-institutional approach. *American Journal of Agricultural Economics*, 77(5), 1153–1159.
- Dickinson, V. (2011). Cash flow patterns as a proxy for firm life cycle. *The Accounting Review*, 86(6), 1969–1994.
- Ely, D. (2014). Credit unions and risk. *Journal of Regulatory Economics*, 46(1), 80–111.

- Filippopoulou, C., Galariotis, E., & Spyrou, S. (2020). An early warning system for predicting systemic banking crises in the Eurozone: A logit regression approach. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 172, 344–363.
- Gonçalves, C. M., Souza, G. H. D., & Bressan, V. G. F. (2023). Camel e Pearls: comparativo entre metodologias de análise de desempenho financeiro de cooperativas de crédito. *REUNIR*, 13(1), 18–38.
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2019). *Multivariate data analysis* (8th ed.). Cengage Learning.
- Kadhim, Z. Y., & Mohi, M. A. (2024). Banking crises and the potential use of (CAMELS) model indicators for forecasting them (An empirical study). *International Journal of Religion*, 5(8), 624–633. <https://doi.org/10.61707/5we52k97>.
- Liberman, A., Paravisini, D., & Pathania, V. (2018). High-pressure sales: Evergreening and active-account management in microfinance. *The Review of Financial Studies*, 31(7), 2501–2543.
- Liu, K. (2024). Can we use financial data to predict bank failure? *Journal of Risk and Financial Management*, 17(12), 522.
- Magro, C. B. D., Michels, A., & Silva, T. P. (2017). Análise da eficiência no desempenho financeiro das cooperativas de crédito brasileiras. *Revista Brasileira de Gestão e Desenvolvimento Regional*, 13(2), 73–102.
- Martin, D. (1977). Early warning of banking failure – a logit regression approach. *Journal of Banking and Finance*, 1, 249–276.
- McKillop, D., French, D., Quinn, B., Sobiech, A. L., & Wilson, J. O. (2020). Cooperative financial institutions: a review of the literature. *International Review of Financial Analysis*, 71, 101520.
- Michalkova, L., & Ponisciakova, O. (2025). Bankruptcy prediction, financial distress and corporate life cycle: Case study of Central European enterprises. *Administrative Sciences*, 15(2), 63.
- Mueller, D. C. (1972). A life cycle theory of the firm. *The Journal of Industrial Economics*, 20(3), 199–219.
- Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109–131.
- Peng, Q., McKillop, D., Quinn, B., & Liu, K. (2025). Modeling and predicting failure in US credit unions. *International Journal of Forecasting*, 41(3), 1237–1259. Advance online publication. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2024.12.004>.
- Portal do Cooperativismo Financeiro. (2026). *Especial Panorama SNCC 2025: o novo patamar do cooperativismo financeiro brasileiro*.
- Pozo, R., Madera, A., & Rúa, A. (2018). A synthetic index for predicting financial distress in Spanish credit cooperatives. *Annals of Public and Cooperative Economics*, 89(2), 387–410.
- Rosa, P. S., & Gartner, I. R. (2018). Financial distress in Brazilian banks: an early warning model. *Revista Contabilidade & Finanças*, 29(77), 312–331.
- Santos, R. R., & Santos, J. F. (2023). Life cycle of Brazilian credit unions: a study based on financial variables. *Administração de Empresas em Revista*, 3(33), 259–283.
- Silva, A., Santos, J. F. D., & Ranciaro Neto, A. (2023). Desempenho das cooperativas de crédito brasileiras: Uma análise a partir dos indicadores PEARLS. *RAM. Revista de Administração Mackenzie*, 24, eRAMR230057.
- Song, L., & Shahbudin, A. S. M. (2023). To anticipate the bankruptcy: evidence from Chinese commercial banks. *Bank i Kredyt*, 54(1), 77–108.

- Stüpp, D. R., & Flach, L. (2025). Persistência das sobras e estágios do ciclo de vida em cooperativas de crédito. *Revista Catarinense da Ciência Contábil*, 24, 1–19.
- Tabak, B. M., Fazio, D. M., & Cajueiro, D. O. (2013). Systemically important banks and financial stability: the case of Latin America. *Journal of Banking and Finance*, 37(10), 3855–3866.
- Van Rijn, J. (2024). The effects of membership expansion on credit union risk and returns. *International Review of Financial Analysis*, 93, 103234.
- Wang, Y. S., Kang, H. Y., Lin, C. S., & Lin, K. C. (2019). Bank failure prediction in relation to the business life cycle. *Journal of Contemporary Accounting & Economics*, 15(2), 100155.