

**FUCAPE FUNDAÇÃO DE PESQUISA E ENSINO**

**ÍVENS ARUÃ NEVES DE MIRANDA**

**MODELOS DE PREVISÃO DE DESCONTINUIDADE PARA  
COOPERATIVAS DE CRÉDITO NO BRASIL**

**VITÓRIA  
2021**

**ÍVENS ARUÃ NEVES DE MIRANDA**

**MODELOS DE PREVISÃO DE DESCONTINUIDADE PARA  
COOPERATIVAS DE CRÉDITO NO BRASIL**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis, Fucape Fundação de Pesquisa e Ensino, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Ciências Contábeis – Nível Profissionalizante

Orientador: Prof. Dr. André Aroldo Freitas de Moura.

**VITÓRIA  
2021**

**ÍVENS ARUÃ NEVES DE MIRANDA**

**MODELOS DE PREVISÃO DE DESCONTINUIDADE PARA  
COOPERATIVAS DE CRÉDITO NO BRASIL**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis da Fucape Fundação de Pesquisa e Ensino, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Contabilidade.

Aprovada em 3 de agosto de 2021.

**COMISSÃO EXAMINADORA**

---

**Prof. Dr. ANDRÉ AROLDO FREITAS DE MOURA**  
Fucape Fundação de Pesquisa e Ensino

---

**Prof. Dr. TALLEs VIANNA BRUGNI**  
Fucape Fundação de Pesquisa e Ensino

---

**Profa. Dra. NADIA CARDOSO MOREIRA**  
Fucape Fundação de Pesquisa e Ensino

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço a todos que contribuíram direta ou indiretamente com o desenvolvimento desta dissertação, em especial:

A Deus, pelas graças proporcionadas na minha existência;

Ao meu pai, Woner, pelos conselhos e estímulos nos momentos em que mais necessitei;

A minha mãe, Darling, essencial em minha vida;

As minhas filhas, Bianca e Maria Cecília, pelo amor e pela constante alegria;

Aos meus irmãos, Nayá, Ypuã e Marco, pelo apoio e pela motivação;

A minha sobrinha, Aline, por me ensinar muito com sua plenitude e serenidade;

Ao meu orientador, Professor Doutor André Aroldo Freitas de Moura, por sua disponibilidade, paciência e competência, bem como ao Professor Doutor Diego Rodrigues Boente, ao Professor Doutor Talles Vianna Brugni e à Professora Doutora Nadia Cardoso Moreira, pelas valorosas orientações e contribuições;

Aos professores e aos amigos do curso de Mestrado da Fundação Instituto Capixaba de Pesquisas em Contabilidade, Economia e Finanças - Fucape, pelo companheirismo, amizade e contribuições para meu crescimento acadêmico e pessoal;

Ao Banco Central do Brasil, pelo incentivo e apoio permanente.

"É melhor tentar e falhar, que preocupar-se a ver a vida passar. É melhor tentar, ainda que em vão, que sentir-se fazendo nada até o final. Eu prefiro na chuva caminhar, que em dias tristes em casa me esconder. Prefiro ser feliz, embora louco, que em conformidade viver."

(Martin Luther King)

## RESUMO

O principal objetivo deste estudo foi estruturar modelos estatísticos preditivos de descontinuidade para as cooperativas de crédito brasileiras, averiguando as variações de desempenho relacionadas aos portes institucionais. Identificou-se que os modelos preditivos estabelecidos contemplaram características relacionadas à qualidade dos ativos, à estrutura financeira, à performance e crescimento, ao tamanho patrimonial e aos aspectos macroeconômicos. As cooperativas de grande porte alcançaram maiores indicativos de robustez nos ajustes estabelecidos em relação às médias e pequenas entidades, indicando que o porte é uma das principais variáveis que influenciam a previsibilidade de descontinuidades. A contribuição desse trabalho foi propor modelos de previsão de descontinuidades para cooperativas de crédito, proporcionando a utilização prática por administradores, entidades fiscalizadoras e agentes de mercado.

**Palavras-chave:** cooperativa de crédito; descontinuidade; modelo estatístico preditivo; porte institucional

## **ABSTRACT**

The main objective of this study was to structure discontinuity predictive statistical models for Brazilian credit unions, investigating the variations related to institutional sizes. It was identified that the established predictive models contemplated characteristics related to asset quality, financial structure, performance and growth, asset size and macroeconomic aspects. Large cooperatives achieved greater robustness indicators in the established adjustments than medium and small cooperatives, indicating that size is one of the main variables influencing the predictability of discontinuities. The contribution of this work was to propose models for predicting discontinuities for credit unions, providing practical use by administrators, supervisory entities and market agents.

**Keywords:** credit union; discontinuity; predictive statistical model; institutional size

## SUMÁRIO

<b>Capítulo 1.....</b>	<b>8</b>
<b>1. INTRODUÇÃO.....</b>	<b>8</b>
<b>Capítulo 2.....</b>	<b>12</b>
<b>2. REFERENCIAL TEÓRICO.....</b>	<b>12</b>
2.1 ESTUDOS EMPÍRICOS RELACIONADOS À PREDIÇÃO DE DESCONTINUIDADES.....	12
2.2 COOPERATIVISMO DE CRÉDITO.....	14
2.3 HIPÓTESE - MODELO DE PREDIÇÃO DE DESCONTINUIDADE.....	16
<b>Capítulo 3.....</b>	<b>18</b>
<b>3. DESIGN DE PESQUISA.....</b>	<b>18</b>
3.1 AMOSTRA DE COOPERATIVAS DE CRÉDITO.....	18
3.2 MODELO EMPÍRICO E VARIÁVEIS EXPLORATÓRIAS.....	19
3.3 ANÁLISE DESCRITIVA.....	27
<b>Capítulo 4.....</b>	<b>34</b>
<b>4. RESULTADOS.....</b>	<b>34</b>
4.1 CONSTRUÇÃO DO MODELO - REGRESSÃO ESTATÍSTICA <i>LOGIT</i> .....	34
4.2 TESTANDO H1.....	38
<b>Capítulo 5.....</b>	<b>42</b>
<b>5. CONSIDERAÇÕES FINAIS.....</b>	<b>42</b>
<b>REFERÊNCIAS.....</b>	<b>44</b>

## **CAPÍTULO 1**

### **1 INTRODUÇÃO**

A partir da década de 1960, observou-se incremento na quantidade de modelos estatísticos preditivos de descontinuidades empresariais, os quais identificavam determinantes patrimoniais de estresse financeiro (Beaver, 1966; Altman, 1968; Ohlson, 1980). Essas análises ganharam maior relevância com a globalização do sistema financeiro e as recorrentes mudanças econômicas, exigindo comportamentos diferenciados para mitigar e gerenciar os riscos incorridos (Christopoulos, Mylonakis, & Diktapanidis, 2011).

Entretanto, se evidencia carência de avaliações relacionadas ao cooperativismo de crédito, especialmente sobre as motivações das descontinuidades operacionais (Carvalho, Diaz, Bialoskorski Neto, & Kalatzis, 2015). Fried, Lovell e Eeckaut (1993) detectaram que o reduzido tamanho patrimonial e a pequena participação no setor de intermediação financeira poderiam ser as motivações para esse segmento financeiro não ser objeto de recorrentes pesquisas científicas. Beck, Demirgüç-Kunt e Livine (2006) e Bauer, Miles e Nishikawa (2009) ainda sugeriram que a estrutura organizacional não convencional do cooperativismo de crédito tornavam inadequados os métodos tradicionais de detecção de desempenho anormal utilizados em outras instituições financeiras.

Destaca-se que, apesar das influências oriundas das instáveis condições macroeconômicas (Tian, Yo, & Guo, 2015; Garcia, Monte-Mor, & Tardin, 2019) e dos

aspectos associados ao porte institucional (Esho, 2001; Beck *et al.*, 2006; Wheelock & Wilson, 2013; e Yamori, Harimaya, & Tomimura, 2017), não se identificaram estudoempíricos sobre cooperativas de crédito brasileiras, contemplando esses fatores determinantes de descontinuidades empresariais. Buscou-se, portanto, associando esses aspectos relevantes, estruturar modelo preditivo de descontinuidade para as cooperativas de crédito brasileiras.

Diversos pesquisadores, perante o aumento da concorrência no sistema financeiro e o incremento dos custos de observância, sugeriram a necessidade de incorporações no cooperativismo de crédito para proporcionar maior porte e capacidade de enfrentar adversidades (Esho, 2001; Beck *et al.*, 2006; Wheelock & Wilson, 2013; e Yamori *et al.*, 2017). Ratificando esses posicionamentos, identifica-se quantidade relevante de cooperativas de crédito que foram incorporadas nos últimos anos, proporcionando o crescimento econômico-financeiro contínuo e sustentável desse segmento econômico, bem como a necessidade de obtenção de melhores entendimentos relacionados a esse fenômeno (Carvalho *et al.*, 2015).

Para direcionar essa pesquisa empírica, selecionaram-se, no período compreendido entre junho de 2009 e dezembro de 2019, 23 indicadores econômico-financeiros, contemplando características relacionadas à qualidade dos ativos, à estrutura financeira, à performance e crescimento e ao porte patrimonial, de 1.292 cooperativas de crédito, bem como 4 indicadores macroeconômicos. No processo de ajuste dos modelos originários da regressão estatística *logit*, foram utilizados o teste *stepwise backward* e o procedimento preconizado por Hosmer Jr, Lemeshow e Sturdivant (2013) e Gupta, Gregoriou e Ebrahimi (2018). No intuito de analisar

diferenças de desempenho dos modelos estatísticos, conforme o porte institucional, ainda foram realizados testes estatísticos comparativos da Curva ROC - *Receiver Operating Characteristic*.

Os resultados alcançados indicaram, independentemente do porte institucional, importância da eficiência econômica na sustentabilidade das cooperativas de crédito e na preservação da prestação dos serviços aos associados, apesar de essas entidades serem organizações sem fins lucrativos e de propriedade mútua. Ademais, as cooperativas de grande porte alcançaram maiores indicativos de robustez, podendo denotar que essas entidades apresentam padrões comportamentais mais estáveis, auxiliando no processo de modelagem preditiva. Além disso, perante as informações comparativas dos agrupamentos das entidades cooperativas por porte, verificaram-se diferenças estatisticamente significantes, sugerindo que o tamanho das cooperativas de crédito pode impactar na seleção das variáveis explicativas e, conseqüentemente, no desempenho dos modelos estatísticos preditivos de descontinuidade. Sobre a influência de aspectos macroeconômicos, destacou-se a presença da Taxa Selic em todos os modelos econométricos, demonstrando relevância das taxas de captação e de aplicação de recursos financeiros para a sustentabilidade das cooperativas de crédito.

A principal contribuição dessa pesquisa foi o fornecimento de modelos preditivos de descontinuidade no cooperativismo de crédito brasileiro, tendo em vista a carência de pesquisas científicas sobre cooperativas de crédito. Os modelos tem implicação e utilidade prática, uma vez que, ao indicarem incremento da possibilidade de eventuais descontinuidades institucionais, proporcionam possibilidade de alteração

das práticas de gestão e de reformulação da estrutura de capital, bem como de auxiliar a tomada de decisões dos órgãos fiscalizadores do sistema financeiro e dos participantes do mercado financeiro, por meio do maior conhecimento da situação econômico financeira e da mitigação da assimetria informacional.

Além desta introdução, que apresenta os principais direcionadores e o objetivo, esta dissertação contempla: referencial teórico, abordando estudos empíricos relacionados à predição de descontinuidades, características das cooperativas de crédito, detalhamento da hipótese relacionada ao processo de descontinuidade no cooperativismo de crédito; *desing* de pesquisa, descrevendo as características da amostra, os critérios para seleção das variáveis exploratórias e o detalhamento da modelagem estatística; resultados, detalhando a apuração dos apontamentos obtidos; e considerações finais, destacando as principais evidências e as oportunidades de trabalhos futuros.

## CAPÍTULO 2

### 2 REFERENCIAL TEÓRICO

#### 2.1 ESTUDOS EMPÍRICOS RELACIONADOS À PREDIÇÃO DE DESCONTINUIDADES

Um importante marco da previsão de descontinuidades empresariais ocorreu quando Beaver (1966) evidenciou diferenças significativas entre empresas sobreviventes e não-sobreviventes. Dentre os estudos mais citados na literatura científica, Altman (1968) destacou-se na construção do modelo estatístico denominado *Z-score*, originário da análise discriminante múltipla (MDA). Os resultados alcançados propiciaram ambiente favorável para realização de outras avaliações empíricas, apesar das críticas sobre suposições restritivas relacionadas à normalidade multivariada e à independência das variáveis explicativas (Tanaka, Kinkyo, & Hamori, 2016; Mihalovic, 2016).

Para auxiliar as atividades das autoridades supervisoras e demais partes interessadas, Espahbodi (1991) comparou a efetividade da regressão estatística *logit* e da análise discriminante na identificação de possíveis problemas no setor bancário. Os resultados demonstraram que, na classificação de curto prazo e nas previsões *ex post*, a precisão da regressão estatística *logit* foi superior.

Analisando os impactos dos fundamentos macroeconômicos na resiliência das instituições financeiras, Davis e Karim (2008) apreciaram sistemas de alerta precoce

global obtidos de informações produzidas por regressão estatística *logit*. Além da importância da seleção das variáveis, identificaram que as crises financeiras poderiam ser impulsionadas por informações assimétricas e deficiências de liquidez.

A importância do capital social na sobrevivência de instituições bancárias em condições macroeconômicas distintas foi objeto da pesquisa elaborada por Berger e Bouwman (2013). Dentre os resultados obtidos, para as menores entidades, verificou-se que o capital social possui, independentemente do ambiente macroeconômico, relevância significativa. Por outro lado, para as maiores instituições, identificou-se relevância apenas nos momentos de crise financeira. Assim, entendeu-se necessário aprofundar as explorações empíricas relacionadas às diferenças de incentivos gerados pela heterogeneidade de tamanho das instituições financeiras associadas ao momento econômico.

Alinhado com os resultados de pesquisas anteriores, Lin e Yang (2016) demonstraram que os indicadores pertencentes ao Sistema CAMELS, bem como as condições macroeconômicas influenciavam na probabilidade de ocorrência de descontinuidades nos bancos do Leste Asiático. Ademais, concluíram que a regressão estatística *logit* apresentava vantagens para analisar tópicos relacionados a crises bancárias, visto que as informações dos fatores macroeconômicos, bem como das condições patrimoniais das instituições financeiras possuíam características de dados em painel. Por outro lado, ressaltaram a incapacidade desse modelo estatístico de prever o momento da ocorrência de determinada descontinuidade institucional.

Novamente em comparações abordando o poder preditivo da análise discriminante e da regressão estatística *logit*, Mihalovic (2016) observou que, após a

crise financeira de 2008, ocorreu incremento da volatilidade do ciclo de negócios, ocasionando diversos desequilíbrios microeconômicos. Assim, concluiu que as empresas, como agentes econômicos, também são afetadas pelos desequilíbrios e alterações macroeconômicas.

Portanto, perante os aspectos mencionados, evidenciou-se a possibilidade de realização de análises empíricas específicas sobre o desempenho das cooperativas de crédito para detectar possíveis aspectos macroeconômicos e patrimoniais, inclusive o porte institucional, que apresentassem relação com as descontinuidades, uma vez que métodos tradicionais de detecção de desempenho anormal, utilizados em outros tipos de instituições financeiras, podem não atender às especificidades do cooperativismo de crédito (Beck *et al.*, 2006; e Bauer *et al.*, 2009).

## 2.2 COOPERATIVISMO DE CRÉDITO

As cooperativas são associações voluntárias de pessoas, sem fins lucrativos, as quais buscam atender às necessidades de seus associados, obedecendo aos sete princípios cooperativistas: adesão voluntária e livre; gestão democrática; participação econômica; autonomia e independência; educação, formação e informação; intercooperação; e interesse pela comunidade (Simkhada, 2017).

Segundo Goddard, McKillop e Wilson (2002), as maiores qualidades das cooperativas residem na filosofia colaborativa e na busca pela auto-suficiência dos negócios, exigindo habilidades para equilibrar a eficiência operacional e o atendimento aos interesses dos associados. Ademais, observando essas particularidades e o crescimento patrimonial consolidado no cooperativismo de crédito brasileiro, Carvalho

*et al.* (2015) destacaram que o porte institucional desempenhava papel fundamental na sustentabilidade, uma vez que propiciava aumento das oportunidades de negócios, da escala operacional e do poder de concorrer com outras instituições financeiras. Esses autores ainda concluíram que esses aspectos poderiam apresentar relação com diversas incorporações dos últimos anos.

Esse processo de consolidação do cooperativismo de crédito também pode ser observado em outros países, conforme estudos realizados por Esho (2001) na Austrália, Wheelock e Wilson (2013) nos Estados Unidos da América e Yamori *et al.* (2017) no Japão. Esses pesquisadores verificaram que a necessidade de racionalização das estruturas, o incremento da concorrência no setor financeiro, o custo de observância regulatória e os avanços tecnológicos são os principais indutores dessa movimentação estrutural. Beck *et al.* (2006) ainda sugeriram que haveria a permanência desse processo de consolidação nas cooperativas de crédito, uma vez que esses fatores apontados estariam reduzindo as vantagens competitivas desse segmento, obrigando a busca por ganhos de eficiência por meio de incorporações.

Portanto, se evidenciou que o cooperativismo de crédito não foi excluído das recentes transformações estruturais no setor de serviços financeiros, havendo a necessidade de essas entidades buscarem a eficiência e a sustentabilidade. As economias de escala e a redução de despesas administrativas, alcançadas mediante incorporação de entidades, podem diminuir as ineficiências operacionais, contribuindo para diminuição na quantidade de instituições financeiras em diversos países (Goddard, McKillop, & Wilson, 2008; Wheelock & Wilson, 2011). Fried *et al.* (1994),

corroborando com os entendimentos apresentados, concluíram que as incorporações de cooperativas de crédito proporcionam aumento na eficiência e otimização dos serviços prestados aos associados.

Dessa forma, a exemplo de trabalhos empíricos realizados em instituições financeiras de diversos países (Arena, 2008; Davis & Karim; 2008, Berger & Bouwman; 2013, Calabrese & Giudici, 2015; Mare, 2015; Lin & Yang, 2016; Mihalovic, 2016; Jing & Fang, 2017), identificou-se oportunidade de desenvolver modelo estatístico preditivo, abordando indicadores econômico-financeiros e macroeconômicos, para possibilitar a avaliação das motivações relacionadas ao fenômeno da descontinuidade nas cooperativas de crédito brasileiras, comparando, inclusive, eventuais diferenças de desempenho associadas ao porte institucional.

## 2.3 HIPÓTESE - MODELO DE PREDIÇÃO DE DESCONTINUIDADE

Diversos pesquisadores destacaram a importância de estabelecer sistema de alerta precoce de crises financeiras para mitigar os impactos indesejáveis, bem como possibilitar a adoção de alternativas para evitar a ruptura da prestação dos serviços nas entidades empresariais (Davis & Karim, 2008; Cleary & Hebb, 2016; e Jing & Fang, 2017). Especificamente sobre a previsão de descontinuidades, Shi e Li (2018) descreveram que esse tema tem apresentado interesse científico crescente, especialmente após a crise financeira de 2008.

Nas cooperativas de crédito, verificam-se movimentos indutores para as maiores entidades buscarem oportunidades de integração e de diversificação dos negócios para competir de maneira sustentável com outras instituições financeiras

(Goddard *et al.*, 2008). Ademais, no ambiente brasileiro, Braga, Bressan, Colosimo e Bressan (2006) concluíram que esse movimento de consolidação, em algumas situações, poderia ser incentivado pela ausência de planejamento, o qual propiciaria a existência de estruturas de apoio inadequadas e interferências políticas prejudiciais.

Identifica-se, portanto, que alterações na dimensão institucional podem decorrer da necessidade de implementar maior eficiência e alterar as estratégias de negócio, podendo impactar na magnitude dos indicadores econômico-financeiros, bem como influenciar avaliações relacionadas às discontinuidades institucionais (Berger & Bouwman, 2013; Calabrese & Giudici, 2015; Carvalho *et al.*, 2015; Mare, 2015).

Dessa forma, a exemplo de trabalhos empíricos realizados em instituições financeiras de diversos países (Arena, 2008; Davis & Karim, 2008; Lin & Yang, 2016; Mihalovic, 2016; e Jing & Fang, 2017), buscando avaliar as especificidades relacionadas à escala operacional, entendeu-se oportuna a segmentação das cooperativas de crédito por dimensão patrimonial na modelagem preditiva de descontinuidade, uma vez que esse aspecto pode impactar relevantemente a sustentabilidade institucional.

Posto isso, para apreciação neste estudo empírico, estabeleceu-se a seguinte hipótese:

**H1** => conforme classificação do porte das cooperativas de crédito, os modelos estatísticos preditivos de descontinuidade apresentam diferença de desempenho.

## **CAPÍTULO 3**

### **3 DESIGN DE PESQUISA**

#### **3.1 AMOSTRA DE COOPERATIVAS DE CRÉDITO**

Dentre as estratégias estabelecidas, buscaram-se informações contábeis das cooperativas de crédito singulares brasileiras que possibilitassem identificar quais os principais indicadores econômico-financeiros que poderiam apresentar relação com a descontinuidade. Os documentos contábeis utilizados neste estudo empírico foram obtidos na página eletrônica do Banco Central do Brasil ([www.bcb.gov.br](http://www.bcb.gov.br)), órgão fiscalizador do Sistema Financeiro Nacional – SFN. Assim, foram extraídos, no período compreendido entre junho de 2009 e dezembro de 2019, balancetes contábeis semestrais pertencentes a 1.292 cooperativas de crédito singulares.

Para identificar indícios de descontinuidades institucionais, tendo em vista que diversos estudos científicos estabelecem definições e delimitações diferenciadas, demonstrando a complexidade desses fenômenos (Martin, 1977; Ohlson, 1980), estabeleceu-se que a descontinuidade das cooperativas de crédito brasileiras seria basicamente caracterizada pela interrupção definitiva da remessa das demonstrações contábeis ao Banco Central do Brasil, ou seja, um evento econômico típico do processo de descontinuidade, consoante Gozer, Albuquerque, Isotani e Gimenes (2014). Dessa forma, obtiveram-se 23.326 observações semestrais, sendo 22.398 associadas às cooperativas de crédito com tendência de continuidade e 928 pertencentes às cooperativas de crédito com indícios de descontinuidade.

Para alcançar um melhor entendimento relacionado ao fenômeno da descontinuidade no cooperativismo de crédito brasileiro, realizou-se também a segmentação por porte, uma vez que essa característica pode impactar relevantemente a sustentabilidade institucional (Berger & Bouwman, 2013; Calabrese & Giudici, 2015; Mare, 2015), pois proporciona incremento da escala operacional, das oportunidades de negócios e do poder de concorrência (Carvalho *et al.*, 2015). Perante essas diretrizes, estabeleceram-se critérios de agrupamento por porte, independentemente da quantidade de instituições, uma vez que a distribuição das entidades não é homogênea, havendo extensa quantidade de instituições de menor porte. Assim, optou-se pela segmentação das cooperativas de crédito, semestralmente, conforme a representatividade no ativo total consolidado do cooperativismo de crédito, buscando identificar determinadas especificidades decorrentes da escala operacional e das estratégias de negócios, bem como eventuais impactos nos indicadores econômico-financeiros<sup>1</sup>:

a) cooperativas de crédito de grande porte, que representavam 15% do ativo total consolidado do cooperativismo de crédito – 3.721 observações;

---

<sup>1</sup> Para fins de elaboração da amostra, não foram realizadas distinções relacionadas à classificação das cooperativas de crédito, segundo as operações praticadas, previstas Resolução CMN nº 4.434, de 5 de agosto de 2015. Portanto, no escopo das análises, não há intento de discutir as diferenças comportamentais decorrentes da complexidade das atividades desempenhadas pelas cooperativas de crédito. Além disso, quaisquer distinções entre cooperativas pertencentes a sistemas cooperativos e as instituições independentes, bem como características relacionadas à dispersão geográfica, não foram incluídas no escopo desta pesquisa científica.

b) cooperativas de crédito de médio porte, que representavam 25% do ativo total consolidado do cooperativismo de crédito - 5.601 observações;

c) cooperativas de crédito de pequeno porte, que representavam 60% do ativo total consolidado do cooperativismo de crédito - 14.004 observações.

### 3.2 MODELO EMPÍRICO E VARIÁVEIS EXPLORATÓRIAS

Construiu-se o modelo por meio do método *stepwise backward* e da metodologia preconizada por Hosmer Jr *et al.* (2013) e Gupta *et al.* (2018). Para remover as variáveis explicativas menos significantes, o método *stepwise backward* de seleção automática utiliza a estatística F, possibilitando avaliações detalhadas e sucessivas no processo de definição dos fatores preditores. A cada etapa, ocorrem comparações dessa estatística das variáveis restantes, excluindo a que apresenta menor poder explicativo. Especificamente neste estudo empírico, optou-se por permanecer no modelo estruturado apenas as variáveis explicativas que apresentavam  $\alpha < 0,10$ . Por outro lado, na metodologia preconizada por Hosmer Jr *et al.* (2013) e Gupta *et al.* (2018) utiliza-se a avaliação dos efeitos marginais das variáveis exploratórias. Estimou-se os efeitos marginais em modelos com uma única variável explicativa, selecionando apenas os indicadores que apresentaram nível significância estabelecido ( $\alpha < 0,10$ ). Em seguida, em ordem decrescente dos coeficientes, independentemente do sinal do efeito esperado, foram realizadas inserções sequenciais das variáveis exploratórias no modelo estatístico, permanecendo apenas as que conjuntamente também apresentavam o nível de significância definido. Menciona-se que a utilização de duas metodologias na

construção dos modelos econométricos teve o propósito de identificar o melhor modelo de maneira parciosa<sup>2</sup>. Portanto, o modelo é representado via *logit*<sup>3</sup>, alcançando a seguinte configuração:

$$Dummy = f(\gamma QA + \delta EF + \phi PC + \eta PP + \varphi ME + u > 0)$$

Assim, essa especificação possibilita investigar a probabilidade de descontinuidade em função das características da qualidade dos ativos (QA), da estrutura financeira (EF), da performance e crescimento (PC), do porte patrimonial (PP) e dos aspectos macroeconômicos (ME).

No estabelecimento das variáveis explicativas econômico-financeiras, em razão das particularidades da escrituração contábil das cooperativas de crédito, bem como das restrições de acesso a determinadas informações patrimoniais, realizou-se customização de alguns indicadores do Sistema PEARLS adaptado à realidade do Brasil, idealizado por Bressan, Braga, Bressan e Resende Filho (2010), cujos dados originaram-se das rubricas pertencentes ao Plano de Contábil das Instituições Financeiras do Sistema Financeiro Nacional – COSIF.

Adicionalmente, entendeu-se necessária a delimitação dos indicadores macroeconômicos para otimizar a robustez e a confiabilidade do modelo preditivo,

---

<sup>2</sup> Na identificação de eventuais sobreposições lineares entre os regressores selecionados, incluíram-se análises de multicolineariedade para avaliar a magnitude do *variance inflation factor* – VIF, possibilitando a realização de eventuais exclusões necessárias para aumentar a adequação dos modelos econométricos.

<sup>3</sup> Diversos pesquisadores consideram a regressão estatística *logit* como técnica estatística adequada para apreciação das descontinuidades institucionais (Ohlson, 1980; Espahbodi, 1991; Mihalovic, 2016 e Jing & Fang, 2017), possibilitando, inclusive, a construção de modelo estatístico estruturado.

uma vez que as condições econômicas podem incrementar vulnerabilidades nas instituições financeiras (Mare, 2015; Calabrese & Giudici, 2015; e Garcia *et al.*, 2019).

Estabeleceram-se, dessa forma, os seguintes indicadores econômico-financeiros e macroeconômicos, demonstrados na tabela a seguir, contemplando os respectivos efeitos esperados de cada variável explicativa sobre a variável dependente:

**TABELA 1 – INDICADORES ECONÔMICO-FINANCEIROS E MACROECONÔMICOS**

<b>Qualidade dos Ativos - QA</b>		<b>Efeito Esperado</b>
<b>QA1</b>	provisão para operações de crédito/carteira classificada total	+
<b>QA2</b>	provisão para operações de crédito/patrimônio líquido ajustado	+
<b>QA3</b>	permanente/(patrimônio líquido + contas de resultado credoras + contas de resultado devedoras)	+
<b>Estrutura Financeira - EF</b>		
<b>EF1</b>	operações de crédito/(ativo circulante e realizável a longo prazo + permanente)	-
<b>EF2</b>	ativo circulante e realizável a longo prazo/(ativo circulante e realizável a longo prazo + permanente)	-
<b>EF3</b>	patrimônio líquido/(ativo circulante e realizável a longo prazo + permanente)	-
<b>EF4</b>	(ativo circulante e realizável a longo prazo + permanente)/patrimônio líquido ajustado	+
<b>EF5</b>	ativo circulante e realizável a longo prazo/ passivo circulante e exigível a longo prazo	-
<b>Performance e Crescimento - PC</b>		
<b>PC1</b>	contas de resultado credoras/operações de crédito	-
<b>PC2</b>	contas de resultado devedoras/passivo circulante e exigível a longo prazo	+
<b>PC3</b>	(contas de resultado credoras + contas de resultado devedoras)/(ativo circulante e realizável a longo prazo + permanente)	-
<b>PC4</b>	contas de resultado devedoras/(ativo circulante e realizável a longo prazo + permanente)	+
<b>PC5</b>	(contas de resultado credoras + contas de resultado devedoras)/patrimônio líquido	-
<b>PC6</b>	contas de resultado credoras/contas de resultado devedoras	-
<b>PC7</b>	(contas de resultado credoras do semestre corrente/ contas de resultado credoras do semestre anterior)-1	-
<b>PC8</b>	(passivo circulante e exigível a longo prazo do semestre corrente/ passivo circulante e exigível a longo prazo do semestre anterior) – 1	-
<b>PC9</b>	(permanente do semestre corrente/permanente do semestre anterior) – 1	-
<b>PC10</b>	(provisão para operações de crédito do semestre corrente/provisão para operações de crédito do semestre anterior) – 1	-
<b>PC11</b>	(contas de resultado devedoras do semestre corrente/contas de resultado devedoras do semestre anterior)-1	-
<b>PC12</b>	(patrimônio líquido ajustado do semestre corrente/patrimônio líquido ajustado do semestre anterior) – 1	-
<b>PC13</b>	(operações de crédito do semestre corrente/operações de crédito do semestre anterior) – 1	-

<b>Porte Patrimonial - PP</b>		
<b>PP1</b>	patrimônio líquido + contas de resultado credoras + contas de resultado devedoras	-
<b>PP2</b>	ativo circulante e realizável a longo prazo + permanente	-
<b>Macroeconômica - ME</b>		
<b>ME1</b>	<i>Índice do Emprego Formal - Emprego</i> - Indicar a taxa de ocupação no mercado de trabalho formal, baseado no Cadastro Geral de Empregados e Desempregados do Ministério do Trabalho – Caged.	-
<b>ME2</b>	<i>Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo - IPCA</i> - Mensurar a taxa de inflação de um conjunto de produtos e serviços comercializados no varejo (famílias com rendimentos de 1 a 40 salários mínimos)	-
<b>ME3</b>	<i>Taxa de Crescimento do Produto Interno Bruto - PIB</i> - Indicar o somatório dos valores de todos os bens e serviços finais produzidos.	-
<b>ME4</b>	<i>Taxa Sistema Especial de Liquidação e de Custódia - Selic</i> - Indicar a taxa de financiamento no mercado interbancário para operações que possuem lastro em títulos públicos federais.	-

Fonte: Banco Central do Brasil – BCB, Ministério do Trabalho e Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE

Menciona-se que o efeito esperado decorre do impacto do efeito marginal específico de determinado indicador explicativo, verificando os efeitos na distribuição de probabilidade da variável dependente. Assim, os indicadores com efeito esperado negativo diminuem a probabilidade de ocorrência de descontinuidade, enquanto o inverso ocorre com os indicadores de efeito esperado positivo (Bressan, Bressan, Oliveira, & Braga, 2014).

Posto isso, entendeu-se necessária a descrição de algumas ponderações relacionadas aos indicadores discriminados, ratificando a importância da adequada seleção das variáveis no processo empírico de análise das descontinuidades institucionais, conforme descrito por Davis e Karim (2008):

- qualidade dos ativos: nesse agrupamento encontram-se indicadores relacionados à provisão para créditos de liquidação duvidosa e aos ativos que não proporcionam receitas financeiras. Os incrementos desses indicadores podem denotar deficiências nos procedimentos de gerenciamento das operações de crédito e na alocação dos recursos

disponíveis, respectivamente, podendo inviabilizar o crescimento patrimonial, bem como a implementação de novas linhas de negócio (Beck *et al.*, 2006), explicando o efeito esperado positivo;

- estrutura financeira: esse agrupamento contempla alguns componentes que possibilitam avaliar a alocação dos recursos disponíveis. Destaca-se que alguns desses indicadores podem ser impactados na busca do equilíbrio entre a eficiência operacional e o atendimento aos interesses sociais dos cooperados, podendo incrementar o risco de descontinuidade institucional (Carvalho *et al.*, 2015). Dessa forma, se observa a importância da implementação de práticas de governança corporativa e de controles internos eficientes, bem como da contratação de profissionais capacitados e comprometidos com o cumprimento das obrigações e dos propósitos institucionais (Neto, Barroso e Rezende, 2012), mitigando ocorrências de descontinuidades, justificando efeito esperado negativo identificado;
- performance e crescimento: os indicadores selecionados possuem o objetivo de mensurar a capacidade de geração de resultados e o potencial de crescimento institucional. Ressalta-se que, apesar de as economias de escala e a redução de despesas administrativas mitigarem ineficiências operacionais (Goddard *et al.*, 2008; e Wheelock & Wilson, 2013), em organizações sem fins lucrativos e de propriedade mútua, as deficiências de rentabilidade, tendo em vista o potencial conflito entre eficiência econômica e princípios cooperativos, podem não

prejudicar a sobrevivência institucional (Carvalho *et al.*, 2015). Por outro lado, Beck *et al.* (2006) descrevem que deficiências de crescimento incrementam as dificuldades para obtenção de recursos de terceiros, prejudicando o desenvolvimento dos negócios e o crescimento do tamanho institucional, definindo, conforme determinadas especificidades, as variações de sinais no efeito esperado;

- porte patrimonial: a dimensão patrimonial desempenha papel relevante na sustentabilidade das cooperativas de crédito, propiciando aumento das oportunidades de negócios, da escala operacional e do poder de concorrer com outras instituições financeiras (Carvalho *et al.*, 2015). Berger e Bouwman (2013) destacaram ainda a importância do capital social na sobrevivência de instituições bancárias em condições macroeconômicas distintas. Denota-se, portanto, a diminuição da possibilidade de eventuais descontinuidades operacionais, ratificando o efeito esperado negativo dessas variáveis exploratórias;
- Índice do Emprego Formal: a diminuição desse indicador relaciona-se com a desaceleração econômica, a qual proporciona decréscimo da demanda, recessões econômicas, adoção de políticas públicas equivocadas, bem como mudanças sociais significantes, sendo, portanto, fatores preponderantes para ocasionar descontinuidades institucionais (Jutasompakorn, Brooks, Brown & Treepongkaruna, 2014). Por outro lado, o aumento na quantidade de empregos formais proporciona aceleração econômica, proporcionando efeito esperado

negativo pela tendência de diminuição na quantidade de descontinuidades operacionais;

- Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo – IPCA: por mensurar a taxa de inflação de um conjunto de produtos e serviços comercializados no varejo, espera-se que eventuais volatilidades neste indicador ocasionem flutuação no ciclo de negócios e desequilíbrios microeconômicos (Mihalovic, 2016). Quando ocorre maior estabilidade, possibilita-se o estabelecimento de planejamento estratégico para melhor aproveitamento das oportunidades, propiciando um efeito esperado negativo;
- Taxa de Crescimento do Produto Interno Bruto – PIB: tendo em vista que desacelerações econômicas aumentam o risco de inadimplência e as instabilidades organizacionais (Mare, 2015), prospectou-se que essas movimentações incrementam a quantidade de descontinuidades institucionais. Por outro lado, se verifica o efeito esperado negativo quando ocorrem acelerações econômicas que minimizam as adversidades descritas; e
- Taxa Sistema Especial de Liquidação e de Custódia – Selic: por afetar o *spread* das instituições financeiras, entendeu-se que as variações deste indicador ocasione necessidade de realocação ativa e passiva dos recursos financeiros, objetivando maiores resultados operacionais (Claessens, Kose & Terrones, 2010). Assim, se espera a identificação

de efeito esperado negativo, tendo em vista a maior possibilidade de obtenção de sobras e de constituição de reservas.

Considerou-se que os indicadores econômico-financeiros e macroeconômicos selecionados apresentam amplo espectro de fatores que podem ocasionar de maneira mais recorrente descontinuidades empresariais, havendo, inclusive, a possibilidade de analisar eventuais interações que poderiam auxiliar no entendimento das motivações das descontinuidades no cooperativismo de crédito (Bauer *et al.*, 2009).

Para averiguar a robustez individualizada dos modelos de regressão estatística *logit* estabelecidos, utilizou-se a curva ROC – *Receiver Operating Characteristic*. Adicionalmente, para responder a questão de pesquisa, comparou-se o ajustamento dessas curvas de ROC das cooperativas de grande, médio e pequeno porte, propiciando a apreciação da hipótese estabelecida neste estudo empírico, ou seja, a análise das diferenças de desempenho dos modelos estatísticos, conforme classificação do porte das cooperativas de crédito. As variáveis foram *winsorizadas* a 1% para tratar eventuais influências de *outliers*.

### 3.3 ANÁLISE DESCRITIVA

Para obtenção de melhor entendimento das características específicas das variáveis exploratórias, entendeu-se necessária a realização de análise descritiva, contemplando a média, a mediana e o desvio padrão. Adicionalmente, por meio do *t-test* ( $\alpha < 0,05$ ), buscou-se identificar eventuais distinções entre a média dos indicadores das cooperativas de crédito em normalidade operacional e as cooperativas de crédito descontinuadas.

Na tabela a seguir, apresentam-se os detalhamentos específicos de cada indicador, bem como os resultados obtidos no *t-test*:

**TABELA 2 – ESTATÍSTICA DESCRITIVA – VARIÁVEIS EXPLORATÓRIAS - CONSOLIDADO**

Indic.	Normal (1)			Descontinuada (2)			Média (1-2)
	Média	Mediana	Desvio Padrão	Média	Mediana	Desvio Padrão	
QA1	-0,051	-0,037	0,052	-0,104	-0,064	0,109	<b>0,053</b>
QA2	-0,127	-0,082	0,156	-0,256	-0,140	0,315	<b>0,129</b>
QA3	0,184	0,175	0,138	0,239	0,213	0,196	<b>-0,055</b>
EF1	0,585	0,595	0,166	0,546	0,558	0,199	<b>0,039</b>
EF2	0,951	0,957	0,036	0,932	0,951	0,059	<b>0,019</b>
EF3	0,395	0,235	0,305	0,385	0,233	0,310	0,010
EF4	4,099	3,965	2,61	4,493	4,020	3,160	<b>-0,394</b>
EF5	5,912	1,263	12,925	4,299	1,195	9,665	<b>1,613</b>
PC1	0,228	0,190	0,156	0,364	0,261	0,301	<b>-0,136</b>
PC2	-0,550	0,153	1,123	-0,684	-0,237	1,217	<b>0,134</b>
PC3	0,010	0,012	0,030	-0,025	-0,003	0,067	<b>0,035</b>
PC4	-0,109	-0,093	0,070	-0,191	-0,146	0,137	<b>0,082</b>
PC5	0,035	0,044	0,094	-0,060	0,002	0,223	<b>0,095</b>
PC6	-1,206	-1,129	0,408	-0,981	-0,970	0,377	<b>-0,225</b>
PC7	0,093	0,073	0,208	0,043	0,028	0,282	<b>0,050</b>
PC8	0,138	0,089	0,378	0,071	0,446	0,357	<b>0,067</b>
PC9	0,109	0,049	0,287	0,061	0,008	0,297	<b>0,048</b>
PC10	0,208	0,097	0,570	0,320	0,108	0,808	<b>-0,112</b>
PC11	0,172	0,083	0,559	0,154	0,065	0,556	0,018
PC12	0,085	0,075	0,146	-0,016	0,011	0,267	<b>0,101</b>
PC13	0,094	0,071	0,179	-0,003	-0,008	0,239	<b>0,097</b>
PP1	23,000	7,017	44,700	4,619	1,764	10,100	<b>18,38</b>
PP2	104,000	22,800	218,000	24,900	6,066	55,200	<b>79,10</b>
ME1	0,011	0,011	0,019	0,010	0,011	0,019	0,001
ME2	0,028	0,025	0,013	0,027	0,025	0,012	0,001
ME3	1,018	1,012	0,021	1,017	1,012	0,021	0,001
ME4	0,099	0,102	0,025	0,099	0,102	0,025	0,000
<b>Total</b>		22.398			928		23.326

Fonte: Elaborado pelo autor

**Negrito: p <0,05**

**PP1 e PP2 (em R\$milhões)**

Perante as informações, evidenciou-se que apenas duas variáveis econômico-financeiras EF3 - patrimônio líquido/(ativo circulante e realizável a longo prazo + permanente) e PC11 – (contas de resultado devedoras do semestre corrente/contas de resultado devedoras do semestre anterior)-1 demonstraram inexistência de diferenças significantes entre as médias dos dois agrupamentos de cooperativas de

crédito. Esse aspecto denota que, em regra, as especificidades das demais variáveis podem auxiliar na identificação de eventuais potenciais de descontinuidade nas cooperativas de crédito brasileiras, sugerindo adequação dos critérios de construção dos indicadores com os propósitos estabelecidos nesta pesquisa científica.

Dessa forma, se permitiu inferir a existência de indícios de diferenças nas estruturas patrimoniais das cooperativas em normalidade operacional e das cooperativas com suscetibilidade de descontinuidade operacional, a exemplo das evidências alcançadas por Beaver (1966). Assim, ratificou-se que a importância da realização das análises estatísticas, abordando modelos estatísticos preditivos de descontinuidade nas cooperativas de crédito brasileiras, as quais possibilitaram um melhor entendimento desse fenômeno.

Tendo em vista que a inserção de indicadores macroeconômicos objetivou mitigar algumas desvantagens inerentes da utilização isolada das informações contábeis na construção de modelos preditivos, otimizando o desempenho empírico dos modelos estatísticos e incorporando a flutuação do ciclo de negócios, bem como eventuais desequilíbrios institucionais relacionados à volatilidade na economia (Berger & Bouwman, 2013; Calabrese & Giudici, 2015; Mare, 2015; Tian *et al.*, 2015; Lin & Yang 2016; Mihalovic, 2016; Jing & Fang, 2017), inexistiram diferenças significantes entre as médias dos dois agrupamentos de cooperativas de crédito.

Ademais, sobre a segmentação das instituições por porte, buscou-se observar eventuais diferenças estruturais, realizando comparações descritivas entre as cooperativas de crédito em normalidade operacional, bem como entre as cooperativas de crédito descontinuadas. Dessa forma, produziram-se informações oriundas do *t*-

test ( $\alpha < 0,05$ ) para identificar, conforme o porte institucional, eventuais distinções entre a média dos indicadores das cooperativas de crédito. Nas tabelas a seguir, apresentam-se os resultados obtidos, inclusive as informações relacionadas ao *t*-test:

**TABELA 3 – ANÁLISE COMPARATIVA PORTE – NORMALIDADE OPERACIONAL**

Indic.	Grande Porte (1)			Médio Porte (2)			Pequeno Porte (3)			Média		
	a	b	c	a	b	c	a	b	c	(1-2)	(1-3)	(2-3)
QA1	-0,07	-0,06	0,05	0,08	-0,06	0,07	-0,10	-0,06	0,11	<b>-0,15</b>	<b>0,03</b>	<b>0,18</b>
QA2	-0,28	-0,20	0,25	-0,30	-0,20	0,30	-0,25	-0,12	0,31	<b>0,02</b>	<b>-0,03</b>	<b>-0,05</b>
QA3	0,25	0,24	0,14	0,32	0,28	0,15	0,22	0,19	0,19	<b>-0,07</b>	<b>0,03</b>	<b>0,10</b>
EF1	0,58	0,58	0,09	0,53	0,52	0,14	0,54	0,56	0,20	<b>0,05</b>	<b>0,04</b>	<b>-0,01</b>
EF2	0,95	0,95	0,01	0,94	0,95	0,02	0,92	0,95	0,06	<b>0,01</b>	<b>0,03</b>	<b>0,02</b>
EF3	0,14	0,15	0,04	0,17	0,17	0,06	0,42	0,27	0,32	<b>-0,03</b>	<b>-0,28</b>	<b>-0,25</b>
EF4	6,40	5,76	2,72	6,38	5,82	2,69	4,18	3,39	3,12	<b>0,02</b>	<b>2,22</b>	<b>2,20</b>
EF5	1,13	1,13	0,08	1,15	1,13	0,10	4,80	1,21	10,3	<b>-0,02</b>	<b>-3,67</b>	<b>-3,65</b>
PC1	0,26	0,25	0,12	0,28	0,24	0,17	0,37	0,26	0,31	<b>-0,02</b>	<b>-0,11</b>	<b>-0,09</b>
PC2	-0,17	-0,15	0,07	-0,17	-0,14	0,09	-0,76	-0,26	1,29	<b>0,00</b>	<b>0,59</b>	<b>0,59</b>
PC3	0,00	0,00	0,04	-0,00	0,00	0,03	-0,02	-0,00	0,07	<b>0,00</b>	<b>0,02</b>	<b>0,02</b>
PC4	-0,14	-0,01	0,07	-0,14	-0,12	0,08	-0,19	-0,15	0,14	<b>0,00</b>	<b>0,05</b>	<b>0,05</b>
PC5	0,05	0,06	0,16	-0,01	0,02	0,18	-0,07	-0,00	0,22	<b>0,06</b>	<b>0,12</b>	<b>0,06</b>
PC6	-1,08	-1,09	0,24	-1,02	-1,03	0,17	-0,97	-0,94	0,39	-0,06	<b>-0,11</b>	<b>-0,05</b>
PC7	0,10	0,03	0,28	0,09	0,07	0,20	0,03	0,02	0,28	0,01	0,07	<b>0,06</b>
PC8	0,13	0,13	0,10	0,05	0,06	0,12	0,07	0,03	0,38	0,08	<b>0,06</b>	<b>-0,02</b>
PC9	0,10	0,08	0,11	0,08	0,04	0,16	0,05	0,00	0,31	<b>0,02</b>	0,05	<b>0,03</b>
PC10	0,26	0,19	0,45	0,36	0,18	0,56	0,31	0,08	0,84	<b>-0,10</b>	<b>-0,05</b>	<b>0,05</b>
PC11	0,13	0,88	0,28	0,15	0,09	0,28	0,15	0,06	0,58	<b>-0,02</b>	<b>-0,02</b>	<b>0,00</b>
PC12	0,06	0,09	0,24	0,04	0,05	0,23	-0,02	-0,00	0,27	<b>0,02</b>	<b>0,08</b>	<b>0,06</b>
PC13	0,09	0,12	0,16	0,02	0,01	0,16	-0,01	-0,01	0,24	0,07	<b>0,10</b>	<b>0,03</b>
PP1	30	16	31	13	8	16	7	1	3	<b>17</b>	<b>23</b>	<b>6</b>
PP2	202	130	161	75	52	73	12	3	18	<b>127</b>	<b>190</b>	<b>63</b>
ME1	0,02	0,02	0,02	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,00
ME2	0,02	0,02	0,01	0,02	0,02	0,00	0,02	0,02	0,01	0,00	0,00	0,00
ME3	1,02	1,02	0,02	1,02	1,02	0,02	1,01	1,01	0,02	0,01	0,01	0,01
ME4	0,09	0,09	0,01	0,09	0,09	0,02	0,10	0,10	0,02	-0,01	-0,01	-0,01
<b>TOTAL</b>		<b>3.692</b>			<b>5.501</b>			<b>13.205</b>				

Fonte: Elaborado pelo autor

negrito:  $p < 0,05$

a: média; b: mediana; c: desvio padrão

PP1 e PP2 (em R\$milhões)

**TABELA 4 – ANÁLISE COMPARATIVA PORTE – INDÍCIOS DE DESCONTINUIDADE**

Indic.	Grande Porte (1)			Médio Porte (2)			Pequeno Porte (3)			Média		
	a	b	c	a	b	c	a	b	c	(1-2)	(1-3)	(2-3)
QA1	-0,05	0,04	0,02	-0,04	-0,03	0,03	-0,05	-0,03	0,06	-0,01	0,00	<b>0,01</b>
QA2	-0,15	-0,14	0,10	-0,13	-0,10	0,12	-0,11	-0,05	0,17	-0,02	-0,04	-0,02
QA3	0,22	0,22	0,09	0,22	0,22	0,12	0,15	0,11	0,14	<b>-0,00</b>	0,07	<b>0,07</b>
EF1	0,54	0,55	0,12	0,55	0,57	0,15	0,60	0,62	0,17	-0,01	-0,06	-0,05

EF2	0,95	0,95	0,01	0,95	0,95	0,02	0,95	0,95	0,04	<b>0,00</b>	<b>0,00</b>	<b>0,00</b>
EF3	0,19	0,17	0,10	0,24	0,18	0,18	0,51	0,43	0,32	<b>-0,05</b>	<b>-0,32</b>	<b>-0,27</b>
EF4	5,54	5,35	1,90	5,11	4,96	2,29	3,27	2,18	2,59	0,43	<b>2,27</b>	<b>1,84</b>
EF5	1,42	1,17	3,38	2,32	1,19	6,48	8,65	1,66	15,6	-0,90	-7,23	<b>-6,33</b>
PC1	0,21	0,19	0,08	0,20	0,18	0,09	0,24	0,19	0,18	0,01	-0,03	<b>-0,04</b>
PC2	-0,13	-0,11	0,13	-0,17	-0,11	0,36	-0,82	-0,26	1,37	0,04	<b>0,69</b>	<b>0,65</b>
PC3	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,00	0,01	0,03	0,00	<b>0,01</b>	<b>0,01</b>
PC4	-0,09	-0,08	0,04	-0,09	-0,08	0,03	-0,12	-0,09	0,08	-0,00	0,03	<b>0,03</b>
PC5	0,07	0,07	0,04	0,05	0,05	0,06	0,01	0,02	0,11	0,02	<b>0,06</b>	<b>0,04</b>
PC6	-1,19	-1,15	0,23	-1,20	-1,14	0,31	-1,21	-1,11	0,47	0,01	0,02	0,01
PC7	0,09	0,08	0,14	0,10	0,08	0,16	0,08	0,06	0,23	-0,01	0,01	<b>0,02</b>
PC8	0,12	0,10	0,17	0,12	0,09	0,22	0,14	0,07	0,46	<b>-0,00</b>	-0,02	-0,02
PC9	0,11	0,07	0,17	0,12	0,06	0,22	0,10	0,03	0,33	-0,01	0,01	0,02
PC10	0,16	0,11	0,35	0,19	0,11	0,46	0,22	0,08	0,65	-0,03	-0,06	-0,03
PC11	0,11	0,09	0,29	0,13	0,09	0,38	0,20	0,07	0,66	-0,02	-0,09	-0,07
PC12	0,10	0,09	0,09	0,10	0,08	0,11	0,07	0,06	0,16	0,00	0,03	<b>0,03</b>
PC13	0,10	0,09	0,15	0,10	0,09	0,15	0,08	0,05	0,19	<b>-0,00</b>	<b>0,02</b>	0,02
PP1	86	58	77	22	14	23	5	3	7	<b>64</b>	<b>81</b>	<b>17</b>
PP2	434	303	373	95	65	83	15	7	20	<b>339</b>	<b>419</b>	<b>80</b>
ME1	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	<b>0,00</b>	<b>0,00</b>	<b>0,00</b>
ME2	0,02	0,02	0,01	0,02	0,02	0,01	0,02	0,02	0,01	0,00	0,00	0,00
ME3	1,01	1,01	0,02	1,01	1,01	0,02	1,01	1,01	0,02	0,00	<b>0,00</b>	<b>0,00</b>
ME4	0,09	0,10	0,02	0,09	0,10	0,02	0,09	0,10	0,02	0,00	0,00	0,00
<b>Total</b>	<b>29</b>			<b>100</b>			<b>799</b>					

Fonte: Elaborado pelo autor

negrito:  $p < 0,05$

a: média; b: mediana; c: desvio padrão

PP1 e PP2 (em R\$milhões)

Sobre os resultados obtidos no *t-test* ( $\alpha < 0,05$ ), nas cooperativas em normalidade operacional, identificou-se que 57,97% dos indicadores explicativos econômico-financeiros apresentavam diferenças significativas, enquanto, nas cooperativas com indícios de descontinuidade, observou-se diferença em 8,69%. Essas evidências ratificam a importância de se estabelecer segmentações por porte, corroborando com outros estudos empíricos (Fried *et al.*, 1994; Goddard *et al.*, 2008; Wheelock & Wilson, 2011), os quais descrevem que a necessidade de alcançar maior eficiência e de otimizar os serviços prestados incentiva a realização de incorporações, a redução de despesas administrativas e a alteração das estratégias de negócio. Para complementar as avaliações, estabeleceu-se a correlação entre todas as variáveis, conforme descrito na tabela a seguir:

TABELA 5 – CORRELAÇÃO – ANÁLISE CONSOLIDADA DAS COOPERATIVAS DE CRÉDITO

Indicador	Y	QA1	QA2	QA3	EF1	EF2	EF3	EF4	EF5	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	PC7	PC8	PC9	PC10	PC11	PC12	PC13	PP1	PP2	ME1	ME2	ME3	ME4	
Y	1,0																												
QA1	<b>-0,1</b>	1,0																											
QA2	<b>-0,1</b>	<b>0,6</b>	1,0																										
QA3	<b>0,0</b>	<b>-0,1</b>	<b>-0,4</b>	1,0																									
EF1	<b>-0,0</b>	<b>0,2</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,1</b>	1,0																								
EF2	<b>-0,1</b>	<b>0,1</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,5</b>	<b>0,0</b>	1,0																							
EF3	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>0,3</b>	<b>-0,6</b>	<b>0,2</b>	<b>-0,0</b>	1,0																						
EF4	<b>0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,5</b>	<b>0,6</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,1</b>	<b>-0,8</b>	1,0																					
EF5	<b>-0,0</b>	<b>0,1</b>	<b>0,2</b>	<b>-0,3</b>	<b>0,1</b>	<b>0,1</b>	<b>0,6</b>	<b>-0,4</b>	1,0																				
PC1	<b>0,1</b>	<b>-0,5</b>	<b>-0,1</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,5</b>	<b>-0,2</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,1</b>	1,0																			
PC2	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,1</b>	<b>0,3</b>	<b>-0,1</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,6</b>	<b>0,4</b>	<b>-0,8</b>	<b>-0,0</b>	1,0																		
PC3	<b>-0,2</b>	<b>0,4</b>	<b>0,3</b>	<b>-0,1</b>	<b>0,1</b>	<b>0,1</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,1</b>	<b>0,1</b>	<b>-0,1</b>	<b>0,1</b>	1,0																	
PC4	<b>-0,2</b>	<b>0,5</b>	<b>0,3</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>0,2</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>0,1</b>	<b>-0,6</b>	<b>0,1</b>	<b>0,5</b>	1,0																
PC5	<b>-0,1</b>	<b>0,2</b>	<b>0,4</b>	<b>-0,1</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,1</b>	<b>-0,1</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,1</b>	<b>0,6</b>	<b>0,3</b>	1,0															
PC6	<b>0,1</b>	<b>-0,2</b>	<b>-0,2</b>	<b>0,2</b>	<b>-0,1</b>	<b>-0,1</b>	<b>-0,2</b>	<b>0,2</b>	<b>-0,3</b>	<b>0,1</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,6</b>	<b>-0,4</b>	<b>-0,3</b>	1,0														
PC7	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,1</b>	<b>0,1</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,1</b>	<b>0,0</b>	<b>0,1</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,1</b>	<b>-0,0</b>	1,0													
PC8	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,1</b>	<b>0,1</b>	1,0												
PC9	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,1</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,1</b>	<b>0,1</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>0,1</b>	<b>0,1</b>	1,0											
PC10	<b>0,0</b>	<b>-0,1</b>	<b>-0,1</b>	<b>0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,2</b>	<b>-0,1</b>	<b>-0,2</b>	<b>0,1</b>	<b>0,0</b>	<b>0,1</b>	<b>0,1</b>	1,0										
PC11	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>0,1</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,2</b>	<b>-0,3</b>	<b>-0,1</b>	<b>-0,2</b>	<b>0,3</b>	<b>0,2</b>	<b>0,3</b>	<b>0,0</b>	<b>0,2</b>	1,0									
PC12	<b>-0,1</b>	<b>0,2</b>	<b>0,1</b>	<b>0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>0,1</b>	<b>-0,2</b>	<b>0,1</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,1</b>	<b>0,3</b>	<b>0,2</b>	<b>0,5</b>	<b>-0,1</b>	<b>0,3</b>	<b>0,0</b>	<b>0,2</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,0</b>	1,0								
PC13	<b>-0,1</b>	<b>0,2</b>	<b>0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>0,1</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,2</b>	<b>0,1</b>	<b>-0,1</b>	<b>-0,1</b>	<b>0,1</b>	<b>0,1</b>	<b>0,1</b>	<b>0,1</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,3</b>	<b>0,2</b>	<b>0,1</b>	<b>0,1</b>	<b>0,0</b>	<b>0,3</b>	1,0							
PP1	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,1</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,1</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,1</b>	<b>0,0</b>	<b>0,1</b>	<b>0,1</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>0,0</b>	1,0						
PP2	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,1</b>	<b>-0,1</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,2</b>	<b>0,2</b>	<b>-0,1</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,1</b>	<b>0,0</b>	<b>0,1</b>	<b>0,1</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>0,9</b>	1,0				
ME1	<b>-0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,1</b>	<b>0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,1</b>	<b>-0,1</b>	1,0				
ME2	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,1</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,0</b>	1,0		
ME3	<b>-0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,1</b>	<b>-0,1</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>0,1</b>	<b>-0,2</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,1</b>	<b>-0,1</b>	<b>0,7</b>	<b>0,1</b>	1,0		
ME4	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,0</b>	<b>-0,3</b>	<b>0,4</b>	<b>-0,1</b>	1,0

Fonte: Elaborado pelo autor

negrito:  $p < 0,05$

Essas informações possibilitam inferir que isoladamente nenhuma das variáveis independentes apresenta elevado grau de relacionamento linear com a variável dependente. Para exemplificar esse entendimento, apenas 2 variáveis independentes que apresentaram correlação positiva acima de 0,1 variável PC1 - contas de resultado credoras/operações de crédito com baixo nível de correlação e PC6 - contas de resultado credoras/contas de resultado devedoras.

Dentre as correlações negativas, destacaram-se também variáveis relacionadas à Performance e Crescimento - PC4 - contas de resultado devedoras/(ativo circulante e realizável a longo prazo + permanente) e PC3 - (contas de resultado credoras + contas de resultado devedoras)/(ativo circulante e realizável a longo prazo + permanente), podendo sugerir que, apesar de apresentarem, isoladamente, inexpressivos índices de correlação, as economias de escala, a redução de despesas administrativas, bem como a mitigação de ineficiências operacionais podem auxiliar na sustentabilidade mesmo das organizações sem fins lucrativos e de propriedade mútua.

Observou-se, portanto, que a maioria das variáveis explicativas, independentemente do sentido da correlação, apresentavam isoladamente indicação de correlação insignificante, demonstrando alta complexidade na modelagem estatística, bem como a necessidade de avaliação conjunta dos efeitos de diferentes variáveis explicativas para avaliação do fenômeno de descontinuidade do cooperativismo de crédito.

## CAPÍTULO 4

### 4 RESULTADOS

#### 4.1 CONSTRUÇÃO DO MODELO - REGRESSÃO ESTATÍSTICA LOGIT

No teste regressão *stepwise backward*, obtiveram-se resultados que possibilitaram analisar as peculiaridades da descontinuidade no cooperativismo de crédito brasileiro. Na tabela a seguir, apresentam-se as informações relacionadas aos regressores selecionados que alcançaram o nível de significância estabelecido ( $\alpha < 0,10$ ), bem como as respectivas especificidades, inclusive os testes de robustez estabelecidos em cada enquadramento relacionado ao porte institucional:

TABELA 6 – REGRESSÃO ESTATÍSTICA LOGIT – STEPWISE BACKWARD

Indicador	Agregada	Grande Porte	Médio Porte	Pequeno Porte
QA1				
QA2	-0,691 (-3,68)***			-0,405 (-1,98)**
QA3		-32,326 (-4,37)***		
EF1				
EF2	-4,953 (-6,95)***	-153,207 (-3,56)***		-5,187 (-7,32)***
EF3	-1,028 (-4,40)***	-26,354 (-1,90)*		-0,698 (-3,22)***
EF4	-0,048 (-1,98)**			-0,063 (-2,30)**
EF5	0,007 (1,81)*	3,864 (2,08)**		
PC1	0,862 (5,72)***			0,631 (4,00)***
PC2		245,186 (3,95)***	18,687 (3,54)***	
PC3	-4,046 (-3,68)***	148,161 (4,27)***		-4,041 (-3,64)***
PC4		-319,033 (-4,21)***	-32,577 (-4,65)***	
PC5	-0,624 (-1,91)*	-27,205 (-5,02)***	-3,556 (-2,91)***	-0,677 (-2,00)**
PC6	0,655 (3,21)***		3,086 (2,35)**	0,332 (1,73)*
PC7		-3,174 (-2,19)**	2,256 (2,53)**	

PC8	-0,216 (-1,84)*		-2,974 (-3,48)***	-0,197 (-1,69)*
PC9	-0,309 (-2,37)*			-0,278 (-2,11)**
PC10				
PC11	-0,358 (-4,34)***		-1,931 (-2,73)***	-0,312 (-3,64)***
PC12	-0,644 (-3,03)***			-0,661 (-3,01)***
PC13	-1,107 (-5,13)***			-1,171 (-5,16)***
PP1	-1,07e-07 (-8,79)***			-2,67e-07 (-9,93)***
PP2	8,21e-09 (4,53)***	-3,65e-09 (-2,90)***	-4,06e-09 (-2,55)**	3,77e-08 (7,40)***
ME1	-13,610 (-6,59)***			-13,299 (-5,65)***
ME2				
ME3				
ME4	-8,271 (-5,27)***	-31,988 (-2,58)**	-16,807 (-3,30)***	-5,784 (-3,28)***
Constante	4,165 (5,59)***	151,496 (3,50)***	0,828 (0,52)	4,050 (5,39)***
Pseudo R <sup>2</sup>	0,172	0,286	0,191	0,154
LR Chi <sup>2</sup>	1344,75	97,05	192,16	948,67
AUROC	0,81	0,88	0,82	0,79

Fonte: Elaborado pelo autor

**Notas:**

**Z-estatística em parênteses**

\*\*\* p <0,01, \*\* p <0,05, \* p <0,1

A qualidade do ajuste dos modelos e as medidas de desempenho de classificação são relatadas nas últimas três linhas.

AUROC é a área sob a característica de operação do receptor.

Cabe destacar que, diferentemente de outras técnicas econométricas, a regressão estatística *logit*, na mensuração dos coeficientes, utiliza-se do método da máxima verossimilhança, ou seja, na estimação dos coeficientes, busca-se maximizar a probabilidade de ocorrência do evento estudado. Assim, na avaliação da qualidade do modelo estatístico, o teste Pseudo R<sup>2</sup> das cooperativas de grande porte alcançou o maior indicativo de qualidade do ajuste do método da máxima verossimilhança, podendo denotar que essas entidades apresentam padrões comportamentais mais estáveis, auxiliando no processo de modelagem preditiva. Por outro lado, no caso das

cooperativas de pequeno porte, o indicador obtido sugeriu que a heterogeneidade das estratégias de negócios e as recorrentes volatilidades operacionais aumentam as dificuldades da realização de modelagens preditivas de descontinuidade, inclusive, quando comparada à modelagem da amostra consolidada de cooperativas de crédito.

Sobre a seleção das variáveis explicativas indicadas pelo teste regressão *stepwise backward*, dentre as 26 variáveis explicativas, identificou-se elevada quantidade de regressores nos modelos preditivos em todas as amostragens estabelecidas. Essa evidência pode demonstrar a complexidade do fenômeno da descontinuidade, pois diversos aspectos podem interferir na sustentabilidade das cooperativas de crédito.

A seleção do indicador PC5 (contas de resultado credoras + contas de resultado devedoras)/patrimônio líquido) em todos os modelos estatísticos estabelecidos indica, independentemente do porte institucional, a importância da eficiência econômica na sustentabilidade das cooperativas de crédito e na preservação da prestação dos serviços aos associados, apesar de as cooperativas serem organizações sem fins lucrativos e de propriedade mútua (Bauer *et al.*, 2009).

Demonstrando a relevância do porte no entendimento das descontinuidades institucionais, evidenciado em diversos estudos (Berger & Bouwman, 2013; Calabrese & Giudici, 2015; Carvalho *et al.*, 2015; Mare, 2015), identificou-se a presença da variável PP2 (ativo circulante e realizável a longo prazo + permanente) nos modelos estatísticos de todas as amostragens estabelecidas. O aumento da concorrência no setor financeiro, o custo de observância regulatória e os avanços tecnológicos acarretam a necessidade de aumento da eficiência, a qual pode ser obtida pelo

incremento do porte institucional e, conseqüentemente, da escala operacional (Esho, 2001; Wheelock & Wilson, 2013; Yamori *et al.*, 2017).

Observou-se também a importância das variáveis macroeconômicas, representadas pelo ME1 (Crescimento do Emprego Formal) e ME4 (Taxa Selic), corroborando estudos anteriores (Berger & Bouwman, 2013; Calabrese & Giudici, 2015; Mare, 2015; Tian *et al.*, 2015; Lin & Yang 2016; Mihalovic, 2016; Jing & Fang, 2017), os quais sugerem que variáveis macroeconômicas apresentam influência nos eventos de descontinuidades institucionais. Destaca-se a inclusão da Taxa Selic em todos os modelos econométricos, podendo demonstrar a relevância das taxas de captação e de aplicação de recursos financeiros na sustentabilidade das cooperativas de crédito, conforme ocorre nas demais instituições financeiras.

Por outro lado, apesar de as variáveis QA1 (provisão para operações de crédito/carteira classificada total), EF1 9 (operações de crédito/(ativo circulante e realizável a longo prazo + permanente)), PC10 ((provisão para operações de crédito do semestre corrente/provisão para operações de crédito do semestre anterior) – 1), não terem sido selecionadas em qualquer modelagem estabelecidas, não se pode caracterizar plena ausência de influência nas descontinuidades do cooperativismo de crédito, pois características relacionadas podem ter sido contemplados com maior nível de significância em outras variáveis explicativas.

Para analisar a qualidade do ajuste delineado pelo teste regressão *stepwise backward*, as análises relacionadas à sensibilidade e à especificidade foram estabelecidas na curva ROC - *Receiver Operating Characteristic*. Em todos modelos estatísticos, as áreas abaixo da curvatura demonstraram adequada capacidade

preditiva de descontinuidade no cooperativismo de crédito brasileiro, alcançando 88% para as cooperativas de grande porte. Esse dado ratifica a adequada capacidade de os modelos econométricos, definidos com a utilização da regressão estatística *logit*, auxiliarem na explicação do fenômeno da descontinuidade das cooperativas de crédito brasileiras, uma vez que outros pesquisadores (Bressan *et al.*, 2014) alcançaram resultados semelhantes.

Sobre os resultados alcançados com a utilização da metodologia idealizada por Hosmer Jr *et. al* (2013) e Gupta *et. al* (2018), evidenciou-se que a robutez dos modelos estatísticos construídos alcançou menor adequação, quando comparada ao teste *stepwise backward*, para explicação do fenômeno da descontinuidade das cooperativas de crédito brasileiras em todas amostras estabelecidas na pesquisa.

Portanto, se evidencia que os modelos estatísticos delineados pelo teste regressão *stepwise backward* apresentam potencial de proporcionar um melhor entendimento sobre o fenômeno da descontinuidade nas cooperativas de crédito singulares brasileiras. Além disso, se identificou a existência de indícios de diferenças no desempenho dos modelos estatísticos preditivos de descontinuidade, conforme a classificação do porte das cooperativas de crédito estabelecidos na pesquisa científica, uma vez que as informações alcançadas no teste Pseudo R2 e na curva ROC - *Receiver Operating Characteristic* demonstraram similaridades nesse aspecto.

## 4.2 TESTANDO H1

Apesar de os modelos estatísticos estabelecidos apresentarem potencial para proporcionar um melhor entendimento sobre o fenômeno da descontinuidade nas

cooperativas de crédito singulares brasileiras, apresentando, inclusive, aparentes diferenças de desempenho, conforme a classificação do porte institucional estabelecida na pesquisa científica, considerou-se necessária a realização de testes estatísticos comparativos para ratificar a hipótese estabelecida neste estudo científico.

Uma vez que a curva de ROC - *Receiver Operating Characteristic* possibilita quantificar a precisão do modelo estatístico estruturado com a utilização da regressão estatística *logit*, relacionando à sensibilidade, definida pela percentagem de casos de descontinuidades classificados adequadamente, e à especificidade, que mensura a adequação da classificação nos casos de normalidade operacional, decidiu-se pela utilização de análises comparativas entre as áreas abaixo da curva de ROC, possibilitando a realização de inferências relacionadas ao desempenho de modelos econométricos.

A seguir, apresentam-se as informações comparativas das curvas de ROC dos modelos estatísticos estruturados pelo teste regressão *stepwise backward* no curso deste estudo empírico:

**TABELA 7 – ANÁLISES COMPARATIVAS – PORTE – DESEMPENHO MODELAGEM ESTATÍSTICA**

<b>Classificação Porte</b>	<b>Chi2</b>	<b>Prob&gt;Chi2</b>
<b>Grande X Média X Pequena</b>	17,10	0,000
<b>Grande X Média</b>	4,10	0,042
<b>Grande X Pequena</b>	15,64	0,000
<b>Média X Pequena</b>	2,83	0,092

Fonte: Elaborado pelo autor

Perante as informações comparativas dos agrupamentos das entidades cooperativas por porte, identificou-se que os valores Prob>Chi2, com base no nível de significância estabelecido ( $\alpha < 0,05$ ), demonstraram a existência de diferenças

relevantes de desempenho em todos os modelos preditivos de descontinuidade que contemplam cooperativas de grande porte. Por outro lado, apenas no modelo de comparação entre as cooperativas de médio e pequeno porte não foi alcançado índice de significância satisfatório.

Evidenciou-se, portanto, que as análises comparativas demonstraram diferenças significativas entre as curvas ROC, possibilitando, nessas situações, não rejeitar a hipótese **H1** estabelecida nesta pesquisa empírica, ou seja, conforme classificação do porte das cooperativas de crédito, os modelos estatísticos preditivos de descontinuidade apresentam diferença de desempenho, sendo superior para as cooperativas de grande porte. Destaca-se que a heterogeneidade de estratégias de negócios e as recorrentes volatilidades operacionais podem explicar eventuais dificuldades na realização de modelagens preditivas de descontinuidade nas cooperativas de médio e pequeno porte.

Portanto, as análises e as comparações relacionadas à curvas de ROC, bem como as descrições avaliativas relacionadas às motivações das descontinuidades operacionais no cooperativismo de crédito brasileiro, sugeriram que o porte das cooperativas de crédito podem influenciar no fenômeno de descontinuidade, impactando, inclusive, no desempenho dos modelos estatísticos preditivos de descontinuidade.

Adicionalmente, evidencia-se que os modelos preditivos de descontinuidade no cooperativismo de crédito brasileiro apresentam o potencial de indicar incremento de probabilidade de descontinuidades no cooperativismo de crédito, proporcionando possibilidade de alteração das práticas de gestão e de reformulação da estrutura de

capital para os administradores. Além disso, se identifica a oportunidade de auxiliar na tomada de decisões dos órgãos fiscalizadores e dos participantes do mercado financeiro, pois propicia melhor conhecimento da situação econômico financeira e mitiga a assimetria informacional.

Por exemplo, após construção de modelo preditivo de descontinuidade, utilizando as mesmas premissas estabelecidas neste estudo empírico, no período de junho de 2009 e dezembro de 2016, alcançou-se área abaixo da curva ROC de 0,82, demonstrando elevado poder preditivo. Com a utilização desse mesmo modelo estatístico, no período de junho 2017 a dezembro de 2019, obteve-se área abaixo da curva ROC de 0,84, ratificando a possibilidade desses instrumentos estatísticos auxiliarem na tomada de decisão e na adoção de procedimentos tempestivos, atuando, inclusive, como sistema de alerta precoce.

## CAPÍTULO 5

### 5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A principal motivação da presente pesquisa científica foi estruturar modelos estatísticos preditivos de descontinuidade nas cooperativas de crédito brasileiras, abrangendo, inclusive, variáveis macroeconômicas para preencher lacuna decorrente da inexistência de estudos científicos. Adicionalmente, avaliaram-se eventuais variações de desempenho dos modelos estatísticos estruturados, conforme classificação do porte das cooperativas de crédito, proporcionando oportunidade de alcançar melhores entendimentos sobre as influências da dimensão patrimonial na sustentabilidade das cooperativas de crédito.

Verificou-se que o modelo preditivo estabelecido, o qual possibilita investigar a probabilidade de descontinuidade nas cooperativas de crédito brasileiras (*Dummy*), contempla características relacionadas à qualidade dos ativos (QA), à estrutura financeira (EF), à performance e crescimento (PC), ao porte patrimonial (PP) e aos aspectos macroeconômicos (ME), demonstrando complexidade no processo de implementação de modelo estatístico estruturado.

As análises relacionadas à sensibilidade e à especificidade presentes nas curvas de ROC, além de demonstrar adequada capacidade preditiva de descontinuidade no cooperativismo de crédito brasileiro, propiciaram evidenciar diferenças significativas, confirmando que o porte das cooperativas de crédito influencia no desempenho dos modelos estatísticos preditivos de descontinuidade. Sugeriu-se que a menor robustez dos modelos estatísticos das cooperativas de médio e pequeno porte decorre da heterogeneidade das estratégias de negócios e das

maiores volatilidades operacionais, aumentando a dificuldade de realização de modelagens preditivas de descontinuidade.

Adicionalmente, evidencia-se que os modelos preditivos de descontinuidade no cooperativismo de crédito brasileiro apresentam o potencial de indicar incremento de probabilidade de descontinuidades no cooperativismo de crédito, proporcionando possibilidade de alteração das práticas de gestão e de reformulação da estrutura de capital para os administradores, bem como auxiliando na tomada de decisões dos órgãos fiscalizadores do sistema financeiro e dos participantes do mercado financeiro, por meio do maior conhecimento da situação econômico financeira e da mitigação da assimetria informacional.

Tendo em vista a ausência de consenso teórico estabelecendo metodologia única para construção de modelos econométricos para predição de descontinuidades institucionais (Bressan *et al.*, 2014), observou-se oportunidade de realização de futuros estudos empíricos relacionados, comparando o desempenho preditivo da estatística *logit* com outras metodologias estatísticas, bem como a inclusão de variáveis gerenciais, contribuindo para o melhor entendimento das cooperativas de crédito brasileiras.

## REFERÊNCIAS

- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589-609.
- Arena, M. (2008). Bank failures and bank fundamentals: A comparative analysis of Latin America and East Asia during the nineties using bank-level data. *Journal of Banking & Finance*, 32(2), 299-310.
- Bauer, K. J., Miles, L. L., & Nishikawa, T. (2009). The effect of mergers on credit union performance. *Journal of Banking & Finance*, 33(12), 2267-2274.
- Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of accounting research*, 71-111.
- Beck, T., Demirgüç-Kunt, A., & Levine, R. (2006). Bank concentration, competition, and crises: First results. *Journal of Banking & Finance*, 30(5), 1581-1603.
- Berger, A. N., & Bouwman, C. H. (2013). How does capital affect bank performance during financial crises?. *Journal of Financial Economics*, 109(1), 146-176.
- Brasil. Resolução CMN nº 4.434, de 5 de agosto de (2015) Dispõe sobre a constituição, a autorização para funcionamento, o funcionamento, as alterações estatutárias e o cancelamento de autorização para funcionamento das cooperativas de crédito e dá outras providências.
- Braga, M. J., Fully Bressan, V. G., Colosimo, E. A., & Bressan, A. A. (2006). Investigating the solvency of Brazilian credit unions using a proportional hazard model. *Annals of Public and Cooperative Economics*, 77(1), 83-106.
- Bressan, V. G. F., Braga, M. J., Bressan, A. A., & de Andrade Resende Filho, M. (2010). Uma proposta de indicadores contábeis aplicados às cooperativas de crédito brasileiras. *Revista Contabilidade e Controladoria*, 2(3).
- Bressan, V. G. F., Bressan, A. A., Oliveira, P. H. M., & Braga, M. J. (2014). Quais indicadores contábeis financeiros do Sistema PEARLS são relevantes para análise de insolvência das cooperativas centrais de crédito no Brasil?. *Contabilidade vista & revista*, 25(1), 74-98.
- Calabrese, R., & Giudici, P. (2015). Estimating bank default with generalised extreme value regression models. *Journal of the Operational Research society*, 66(11), 1783-1792.
- Carvalho, F. L. D., Diaz, M. D. M., Bialoskorski Neto, S., & Kalatzis, A. E. G. (2015). Exit and failure of credit unions in Brazil: A risk analysis. *Revista Contabilidade & Finanças*, 26(67), 70-84.

- Christopoulos, A. G., Mylonakis, J., & Diktapanidis, P. (2011). Could Lehman Brothers' collapse be anticipated? An examination using CAMELS rating system. *International Business Research*, 4(2), 11.
- Claessens, S., Kose, M. A., & Terrones, M. E. (2010). The global financial crisis: How similar? How different? How costly?. *Journal of Asian Economics*, 21(3), 247-264.
- Cleary, S., & Hebb, G. (2016). An efficient and functional model for predicting bank distress: In and out of sample evidence. *Journal of Banking & Finance*, 64, 101-111.
- Davis, E. P., & Karim, D. (2008). Comparing early warning systems for banking crises. *Journal of Financial Stability*, 4(2), 89-120.
- Esho, N. (2001). The determinants of cost efficiency in cooperative financial institutions: Australian evidence. *Journal of Banking & Finance*, 25(5), 941-964.
- Espahbodi, P. (1991). Identification of problem banks and binary choice models. *Journal of Banking & Finance*, 15(1), 53-71.
- Fried, H. O., Lovell, C. K., & Eeckaut, P. V. (1993). Evaluating the performance of US credit unions. *Journal of Banking & Finance*, 17(2-3), 251-265.
- Garcia, R. T., Monte-Mor, D. S., & Tardin, N. (2019). Indicadores contábeis e de mercado têm poder preditivo de classificação de risco (rating) do bancos no Brasil?. *Revista Brasileira de Gestão de Negócios*, 21(1), 152-168.
- Goddard, J. A., McKillop, D. G., & Wilson, J. O. (2002). The growth of US credit unions. *Journal of Banking & Finance*, 26(12), 2327-2356.
- Goddard, J., McKillop, D., & Wilson, J. O. (2008). The diversification and financial performance of US credit unions. *Journal of Banking & Finance*, 32(9), 1836-1849.
- Gozer, I. C., Leite de Albuquerque, A. R. P., Isotani, S., Gimenes, R. E. M. A. T., Moreira, W. H., Alberton, O., & Menezes, E. A. U. (2014). Evaluation of insolvency in mutual credit unions by the models of artificial neural networks and support vector machines. *African Journal of Agricultural Research*, 9(16), 1227-1237.
- Gupta, J., Gregoriou, A., & Ebrahimi, T. (2018). Empirical comparison of hazard models in predicting SMEs failure. *Quantitative Finance*, 18(3), 437-466.
- Hosmer Jr, D. W., Lemeshow, S., & Sturdivant, R. X. (2013). *Applied logistic regression* (Vol. 398). John Wiley & Sons.
- Jing, Z., & Fang, Y. (2018). Predicting US bank failures: A comparison of logit and data mining models. *Journal of Forecasting*, 37(2), 235-256.

- Jutasompakorn, P., Brooks, R., Brown, C., & Treepongkaruna, S. (2014). Banking crises: Identifying dates and determinants. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 32, 150-166.
- Lin, C. C., & Yang, S. L. (2016). Bank fundamentals, economic conditions, and bank failures in East Asian countries. *Economic Modelling*, 52, 960-966.
- Mare, D. S. (2015). Contribution of macroeconomic factors to the prediction of small bank failures. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 39, 25-39.
- Martin, D. (1977). Early warning of bank failure: A logit regression approach. *Journal of Banking & Finance*, 1(3), 249-276.
- Mihalovic, M. (2016). Performance comparison of multiple discriminant analysis and logit models in bankruptcy prediction. *Economics & Sociology*, 9(4), 101.
- Neto, S. B., Barroso, M. F. G., & Rezende, A. J. (2012). Co-operative governance and management control systems: an agency costs theoretical approach. *Brazilian Business Review*, 9(2), 68-87.
- Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 109-131.
- Shi, Y., & Li, X. (2019). An overview of bankruptcy prediction models for corporate firms: A systematic literature review. *Intangible Capital*, 15(2), 114-127.
- Simkhada, N. R. (2017). Indicators for Measuring Performance of Financial Cooperatives in Nepal. *Journal of Business and Management Research*, 2(1-2), 66-86.
- Tanaka, K., Kinkyō, T., & Hamori, S. (2016). Random forests-based early warning system for bank failures. *Economics Letters*, 148, 118-121.
- Tian, S., Yu, Y., & Guo, H. (2015). Variable selection and corporate bankruptcy forecasts. *Journal of Banking & Finance*, 52, 89-100.
- Wheelock, D. C., & Wilson, P. W. (2013). The evolution of cost-productivity and efficiency among US credit unions. *Journal of Banking & Finance*, 37(1), 75-88.
- Yamori, N., Harimaya, K., & Tomimura, K. (2017). The efficiency of Japanese financial cooperatives: An application of parametric distance functions. *Journal of Economics and Business*, 94, 43-53.