

2^o COLOCADO

CATEGORIA III – SISTEMA OCB:

COOPERATIVISMO DE CRÉDITO E DESENVOLVIMENTO

Segmentos do Sistema Financeiro Nacional e eficiência do cooperativismo de crédito

Gustavo Henrique Dias Souza

Edleuza Paulina Loures da Silva

Valéria Gama Fully Bressan

Jacqueline Veneroso Alves da Cunha

1. Introdução

O crédito é uma importante ferramenta para o desenvolvimento e crescimento econômico. Os recursos disponíveis e os serviços prestados pelo sistema financeiro de um país influenciam para que haja esse desenvolvimento. Dentre as instituições de um sistema financeiro, destacam-se as cooperativas de crédito, as quais desempenham importante papel no desenvolvimento econômico na medida em que trazem aspectos de inclusão tanto financeira quanto social em regiões com população de baixa renda, onde poderia anteriormente sequer haver participação de um sistema bancário. Além disso, a presença de cooperativas de crédito no sistema financeiro é capaz de aumentar a concorrência e, conseqüentemente, a competitividade no mercado, o que também traria benefícios ao desenvolvimento.

Assim, destaca-se ainda que, a partir desse potencial de geração de desenvolvimento das cooperativas de crédito, é importante o estudo do desempenho e da eficiência dessas instituições, uma vez que, a partir de melhores níveis de eficiência ou desempenho, as cooperativas de crédito cumpririam melhor suas funções tanto econômicas quanto sociais. A partir disso, as cooperativas de crédito poderiam gerar maiores níveis de recursos financeiros à sociedade e levar ao desenvolvimento da região onde se inserem.

No Brasil, o Sistema Financeiro Nacional (SFN) é dividido em cinco segmentos que se diferem de acordo com o porte, a atividade internacional e o perfil de risco das instituições. A segmentação foi criada pela Resolução do Conselho Monetário Nacional (CMN) nº 4.553, de 30 de janeiro de 2017, e implica que sejam atribuídas regras mais simples a instituições menores, além de aplicação das regras de forma adequada ao perfil de risco das instituições, de forma a contribuir com a maximização do processo de intermediação financeira e tornar essas instituições mais eficientes. Assim, este estudo objetivou analisar as cooperativas de crédito sob a ótica da segmentação do SFN, a fim de verificar se a segmentação do SFN se relaciona com a eficiência das cooperativas de crédito brasileiras.

Foi utilizada uma amostra de 661 cooperativas singulares, distribuídas em plenas e clássicas, ao longo dos anos de 2017 e 2018. A partir da análise evolutiva de dados, foram obtidos os escores de eficiência para cada cooperativa, os quais formaram a variável dependente para o modelo Tobit, utilizado no se-

gundo estágio. Ademais, ainda foi utilizada a análise de *cluster* para segregar as cooperativas, considerando o *nível de* risco de crédito, e verificar como as cooperativas de crédito de cada segmento se comportavam, considerando as medidas de risco de crédito.

1.1. Aspectos regulatórios das cooperativas de crédito

As cooperativas são entidades autônomas de pessoas que se unem de forma voluntária para buscar suas aspirações e necessidades econômicas, culturais e sociais comuns, constituídas sob a forma de uma sociedade de propriedade conjunta e controlada de maneira democrática (International Cooperative Alliance – ICA, 2019).

No Brasil, a partir de março de 2019 a Organização das Cooperativas Brasileiras (OCB) passou a reconhecer a divisão do cooperativismo em sete ramos, com vistas à efetivação na comunicação e maximização das operações cooperativas. Assim, o cooperativismo brasileiro é dividido em: agropecuário, consumo, crédito, infraestrutura, produção de bens e serviços, saúde e transporte (OCB, 2019a).

As cooperativas de crédito ou cooperativas financeiras são organizações equiparadas às instituições financeiras e são autorizadas e regulamentadas pelo Banco Central do Brasil (Bacen). Estas instituições oferecem serviços de captação de depósitos, emissão de cheques, serviços de cobrança, custódia, recebimentos e pagamentos de contas, dentre outras operações (PINHEIRO, 2008).

Jacques e Gonçalves (2016) destacam a importância das cooperativas de crédito ao afirmar que elas surgem como novas possibilidades de instituições financeiras para fornecimento de crédito, e que, além disso, as cooperativas estariam preocupadas também com a comunidade, de forma a assumir os riscos decorrentes de sua atividade em função do desenvolvimento e auxílio da sociedade.

No Brasil, as cooperativas de crédito singulares, que prestam serviços diretamente aos associados, somavam 927 unidades no ano de 2018 (BACEN, 2018a), enquanto seu número de associados teria crescido 198,59% no período de 2007 a 2017 (Sistema Nacional de Crédito Cooperativo [SNCC], 2017).

Nesse sentido, dentro dos objetivos do Bacen com a manutenção do Sistema Financeiro Nacional (SFN), surge a preocupação com a estabilidade financeira, que faz parte da missão do Bacen para manter o crescimento econômico, além

do bem-estar da sociedade, proporcionados a partir de um sistema financeiro sólido e eficiente (BACEN, 2019a).

Em decorrência desta estabilidade, o Bacen se preocupa, em termos normativos, com o estabelecimento de critérios que mantenham a saúde financeira das instituições por ele autorizadas e fiscalizadas. O foco pode ser dado à chamada regulação prudencial, a qual é um tipo de regulação que estabelece alguns desses requisitos voltados para o gerenciamento de riscos e requerimentos de capital, minimizando os possíveis efeitos negativos de eventuais problemas financeiros que essas organizações possam vir a encontrar (BACEN, 2019b).

Com vistas à aplicação da regulação prudencial, principalmente no que tange às instituições de pequeno porte, foi criada a classificação do SFN em cinco segmentos, dividindo as instituições de acordo com seu porte, o perfil de risco e a atividade internacional (BACEN, 2019b). A segmentação que surge no âmbito da Agenda BC+ e no pilar “SFN Mais Eficiente” foi criada pela Resolução do Conselho Monetário Nacional (CMN) nº 4.553 de 30 de janeiro de 2017, que estabelece os critérios para enquadramento das instituições financeiras em cada segmento. Esta segmentação implica regras mais simples a instituições menores, além de aplicação das regras prudenciais de forma adequada ao perfil de risco das instituições. O intuito é contribuir para a maximização do processo de intermediação financeira, a redução de custos e o aumento da competitividade no SFN (BACEN, 2019b), o que ressalta o acompanhamento e inspeção da eficiência das instituições nestes segmentos.

Então, a partir da regulação prudencial e da segmentação, o Bacen (2019a, 2019b) busca monitorar as instituições financeiras de modo a melhorar a eficiência do SFN e trazer aspectos para um gerenciamento adequado dos riscos dessas instituições. Nesse contexto, a eficiência de uma instituição se refere à sua capacidade de minimizar o comportamento entre insumos e produtos, de forma a maximizar a utilização de recursos disponíveis (PEÑA, 2008). Já o gerenciamento de riscos que é tratado na resolução da segmentação do SFN (Resolução CMN nº 4.553/2017) é disposto pela Resolução CMN nº 4.557/2017 e aborda o risco a partir da visão de “risco de crédito”, o qual corresponde à probabilidade de a instituição incorrer em perdas derivadas do não cumprimento de contraprestação por parte dos clientes (BRASIL, 2017).

Portanto, a segmentação trazida pela Resolução CMN nº 4.553/2017 visa, dentre outros aspectos comentados, otimizar a utilização dos recursos disponí-

veis às instituições do SFN, de forma a assegurar a solidez do sistema como um todo, a partir da aplicação da regulação prudencial. Essa saúde financeira das instituições do SFN depende de reservas mínimas de capital, de limites operacionais e de um gerenciamento de riscos adequado (BACEN, 2019b).

Dado o contexto apresentado, a questão central deste estudo é: a segmentação do SFN relaciona-se com a eficiência das cooperativas de crédito brasileiras? Adicionalmente, é realizada uma análise de *cluster* para segregar as cooperativas de crédito em grupos a partir do risco de crédito, uma vez que o gerenciamento desses riscos é uma das bases da segmentação do SFN. A partir desta última análise, verifica-se, ainda, se há semelhanças entre a classificação da segmentação do SFN – já que é considerado o risco para enquadramento em cada segmento – e os grupos formados pela análise de *cluster*.

O diferencial desta pesquisa está, portanto, na análise conjunta de eficiência das cooperativas de crédito brasileiras e segmentação do SFN, principalmente por se tratar de tema e legislação atuais.

Assim, a partir desta distinção, este estudo possui potencial para contribuições e gera implicações tanto na literatura quanto na prática. Para a literatura, destaca-se a abordagem da relação entre a eficiência das cooperativas de crédito e os segmentos do SFN. Destaque também deve ser dado à importância da análise da eficiência, que gera informações sobre o nível de desempenho das cooperativas de crédito brasileiras, o que pode ser útil para os gestores dessas organizações e de seus respectivos sistemas. Aos órgãos reguladores, o estudo também pode contribuir, ao passo que traz análise da regulação incipiente, abordando as características dos segmentos a partir da vertente da eficiência, abrindo espaço para essas discussões e possíveis aprimoramentos das regulamentações referentes a essas instituições financeiras.

2. Revisão da literatura

2.1. O cooperativismo de crédito brasileiro: evolução, aspectos normativos e a segmentação do SFN

O cooperativismo de crédito no Brasil data de 1902, com a criação da então Caixa de Economia e Empréstimos Amstad, a primeira cooperativa de crédito brasileira, a qual continua em funcionamento. Atualmente, é denominada de

Cooperativa de Crédito de Livre Admissão de Associados Pioneira da Serra Gaúcha – Sicredi Pioneira, e está localizada na cidade de Nova Petrópolis, no estado do Rio Grande do Sul (OCB, 2019b).

Desde então, o cooperativismo de crédito tem se expandido e em 2017 já era possível verificar 9.090 pontos de atendimento de cooperativas de crédito no Brasil, representando 45,5% dos municípios brasileiros atendidos (BACEN, 2018a). Segundo dados do Bacen (2018b), em 2017, foi ainda possível observar aumento do percentual de municípios com cooperativas de crédito para todos os estados brasileiros.

Apesar da criação da primeira cooperativa de crédito brasileira ter sido em 1902, o governo federal só estabeleceu o Plano Nacional do Cooperativismo 69 anos depois, com o advento da Lei nº 5.764, de 16 de dezembro de 1971. Entretanto, a Lei da Reforma Bancária, Lei nº 4.595 de 31 de dezembro de 1964, já equiparava as cooperativas de crédito às outras instituições financeiras, de forma a aplicar-se a legislação vigente e atribuir ao Bacen a tarefa de autorizar e fiscalizar seu funcionamento. A partir das Leis nº 4.595/1964 e 5.764/1971, marcos da legislação cooperativista brasileira, outros instrumentos normativos foram editados ao longo dos anos.

A Lei Complementar nº 130, de 17 de abril de 2009, dispõe sobre o Sistema Nacional de Crédito Cooperativo e determina que as cooperativas de créditos se submetam a ela e também à legislação do SFN. Já a Lei Complementar nº 161, de 4 de janeiro de 2018, estabelece que a captação e a concessão de crédito e outras garantias oferecidas por cooperativas de crédito devem ser restritas aos associados, salvo com relação à captação de recursos pelos municípios e seus órgãos ou entidades, entre outras exceções.

Já em 2015, surgiu a Resolução CMN nº 4.434/2015, dispondo sobre a constituição das cooperativas de crédito e seu funcionamento, e outros aspectos como: mudança de categoria, áreas de atuação e reformas estatutárias, fusão, incorporação e desmembramento, e cancelamento de autorização para funcionamento.

No contexto da evolução normativa do Sistema Financeiro Nacional, foi criada a Resolução nº 4.553, de 30 de janeiro de 2017, a qual traz a classificação das instituições supervisionadas pelo SFN em cinco segmentos, levando em consideração seu porte, atividade internacional e perfil de risco (BACEN, 2019b). Segundo o Bacen (2019b), “a segmentação propicia ambiente regulatório mais adequado para aplicação das normas prudenciais, especialmente para

instituições de pequeno porte, que tendem a ser mais dinâmicas e inovadoras”. Outro aspecto destacado é que a segmentação proporciona regras mais simples a instituições menores, e que as regras prudenciais são aplicadas conforme complexidade do perfil de risco das instituições, o que, segundo o Bacen (2019b), contribui para maior eficiência, reduz custos e maximiza a competitividade no mercado financeiro.

Destaca-se que as cooperativas de crédito, foco deste estudo, se encontram principalmente nos segmentos intitulados de S3, S4 e S5, com predominância maior no S5, conforme pode ser observado em Bacen (2019b).

A partir disso, o Sistema Financeiro Nacional passou a ser dividido conforme apresentado no Quadro 1.

QUADRO 1

PANORAMA DA SEGMENTAÇÃO E APLICAÇÃO PROPORCIONAL DA REGULÇÃO PRUDENCIAL

Segmentos	Composição	Portea e atividade internacional	Aplicação da proporcionalidade na regulação prudencialb
S1	Bancosc	≥ 10% (ou atividade internacional relevante)	Alinhamento total com as recomendações de Basileia
S2	Bancos de porte < que 10% e demais instituições com porte > que 1%	De 1% a 10%	Alinhamento total com as recomendações de Basileia, com exceções pontuais. Adoção de Icaapsimp.d
S3	Bancos e instituições não bancárias	De 0,1% a 1%	Regras simplificadas para risco de mercado e cobertura do risco de variação das taxas de juros em instrumentos classificados na carteira bancária e para a estrutura de gerenciamento de riscos
S4	Bancos e instituições não bancárias	Inferior a 0,1%	Maior simplificação nos requisitos prudenciais e na estrutura de gerenciamento de riscos
S5	Instituições não bancárias com perfil de risco simplificado	Inferior a 0,1%	Metodologia facultativa simplificada para apuração dos requerimentos mínimos prudenciais. Estrutura simplificada de gerenciamento de riscos

Fonte: Adaptado de Bacen (2019b).

Notas: a) O porte das instituições é medido pela razão da exposição total em relação ao PIB; b) A lista da aplicação proporcional da regulação prudencial é apenas exemplificativa para os segmentos S2, S3 e S4; c) Para fins didáticos, o termo bancos compreende: bancos múltiplos, bancos comerciais, bancos de investimento, bancos de câmbio e Caixa Econômica Federal (CEF); d) Processo Interno de Avaliação da Adequação de Capital simplificado.

A Resolução nº 4.553/2017 visa a aplicação proporcional das exigências inclusive estabelecidas pelo Comitê de Basileia para Supervisão Bancária (Basel Committee on Banking Supervision – BCBS). O Comitê de Basileia é um fórum internacional para discussão e formulação de recomendações para a regulação prudencial e cooperação para supervisão bancária a fim de criar melhores práticas bancárias para a promoção da estabilidade financeira (BACEN, 2019c). A utilização de regras adequadas à complexidade da organização faz com que ela mantenha sua solidez financeira e maximize a competitividade entre as instituições de características similares (BACEN, 2019c).

2.2. Eficiência em cooperativas de crédito

A eficiência se refere a uma relação ótima entre insumos necessários para geração de produtos, em um processo produtivo ou de prestação de serviços (BARR *et al.*, 2002). Segundo Ding e Sickles (2018), a eficiência se refere ao processo de maximização de recursos, de forma a minimizar a relação entre os insumos (*inputs*) e os produtos (*outputs*).

Essa otimização dos recursos pode ser feita de duas formas. Uma orientada aos *inputs*, a partir da manutenção de *outputs*, mas com a redução de *inputs*, e outra orientada aos *outputs*, na qual se mantém o mesmo consumo de *inputs*, mas com o aumento de *outputs* (CAMPILLO; SANTOS; FERNANDEZ, 2017).

Assim, a eficiência pode ser obtida sob diferentes aspectos. Neste estudo se propõe a otimização dos produtos, com a utilização do modelo de Data Envelopment Analysis (DEA) ou Análise Envoltória de Dados. Trata-se de uma abordagem determinística e não paramétrica que busca analisar a eficiência de um conjunto de entidades homogêneas, conhecidas como Unidades Tomadores de Decisão (DMU – Decision Making Units), a partir dos *inputs* e *outputs*. Assim, para cada DMU – neste estudo, as cooperativas de crédito – é gerado um escore de eficiência que varia entre 0 (zero) e 1 (um), sendo que um valor mais próximo de 1 (um) implica maior eficiência em comparação com as demais entidades (CAMPILLO; SANTOS; FERNANDEZ, 2017).

Conforme Barr *et al.* (2002) destacam, o uso de medidas de eficiência seriam importantes mecanismos para auxiliar analistas e reguladores de políticas ao entendimento de instituições financeiras com maior profundidade, de forma a estimular o desenvolvimento de ferramentas de monitoramento dessas instituições.

A eficiência das cooperativas de crédito, segundo Ferreira, Gonçalves e Braga (2007), está associada à capacidade de uma cooperativa de maximização de benefícios aos cooperados, por operações e benefícios líquidos, em compensação a recursos utilizados nessa geração.

2.2.1. Estudos empíricos sobre eficiência em cooperativas de crédito

Para este tópico, foram considerados alguns estudos relacionados à discussão da eficiência do cooperativismo de crédito, tanto nacionais quanto internacionais, apresentados de forma concisa.

Worthington (1998a), a partir de uma amostra de 63 cooperativas de crédito da Austrália, compara medidas de desempenho por índices financeiros e o desempenho medido pela produção a partir da eficiência pelo modelo DEA e, posteriormente, regressão Tobit. Os resultados encontrados sugerem que com menores níveis de despesas operacionais, total de ativos, número de filiais, nível de trabalho e despesas com juros, e mantendo-se os níveis de resultados líquidos e receitas, as cooperativas conseguiriam um maior nível de eficiência. Além disso, os autores destacam que, apesar de existir uma associação entre os índices financeiros e a eficiência, os índices financeiros não serviriam à melhor aplicabilidade para as cooperativas, uma vez que elas são organizações sem fins lucrativos, sugerindo, então, desde que com devido cuidado, o uso de medidas de eficiência.

Já em Worthington (1998b), o autor também se utiliza de DEA e Tobit, a partir de dados de 150 cooperativas de crédito da Austrália, entretanto com a finalidade de avaliar os determinantes da eficiência. Os resultados indicam que, para uma melhor eficiência, as cooperativas poderiam manter os níveis de resultados e reservas e reduzir níveis de custos, empréstimos, títulos de depósito, capital físico, outros depósitos e nível de trabalho. Constatou-se ainda que o nível mais alto de capitalização, um maior tamanho e um número menor de agências influenciariam o aumento da eficiência.

McKillop, Glass e Fergusson (2002) avaliaram 104 cooperativas de crédito do Reino Unido, também utilizando DEA, com medição radial e não radial e regressão Tobit. A partir das análises, os autores destacam que as cooperativas ainda possuíam margens para ganhos de eficiência. Além disso, os resultados indicaram que mais de 50% das cooperativas operavam com ineficiência de escala e retornos decrescentes de escala.

Ferreira, Gonçalves e Braga (2007) estudaram 105 cooperativas de economia e crédito mútuo do estado de Minas Gerais, utilizando-se de DEA e Tobit. Os resultados indicam que as cooperativas operavam com ineficiência técnica e de escala, apesar de os níveis de escala terem sido considerados sustentáveis. Como determinantes para a eficiência foram identificados a capitalização, o capital em giro, a alavancagem, a geração de rendas, a cobertura voluntária e a despesa total.

Vilela, Nagano e Merlo (2007) avaliaram o desempenho de 24 cooperativas de crédito rural de São Paulo, utilizando-se de DEA. O estudo indicou que cooperativas de crédito com maiores volumes de recursos obtiveram maiores níveis de eficiência. Os autores ressaltaram a interessante utilização de DEA para a avaliação do desempenho de cooperativas de crédito.

Fortin e Leclerc (2011) buscaram analisar se características ambientais poderiam interferir no nível de eficiência de 494 cooperativas de crédito de províncias canadenses. Os autores se utilizaram de DEA para mensurar eficiência e supereficiência e posteriormente regressões Tobit e em Mínimos Quadros Ordinários (MQO). Dentre os fatores explicativos dos escores de eficiência, os autores indicaram variáveis como o tamanho, a taxa de capitalização, economia por membro, tipo de mercado e o número de cooperados.

Fu (2013) também se utiliza de DEA e regressões Tobit e MQO, mas para avaliar o impacto da informatização sobre a eficiência de 149 cooperativas de crédito rural indianas. Os resultados indicaram que a adoção de tecnologias adequadas aumentaria o nível de eficiência das cooperativas de crédito rural. A autora destaca, entretanto, que a utilização de redes avançadas influenciaria negativamente a eficiência.

Bittencourt *et al.* (2016) avaliaram a eficiência por meio de DEA de 130 cooperativas de crédito e 15 bancos múltiplos no Brasil, a fim de identificar se esta e outras variáveis interferiam na rentabilidade dessas instituições. Os autores encontraram resultados que indicam que a eficiência afeta o retorno sobre os ativos dessas instituições, mas não afeta o retorno sobre o patrimônio líquido. Destaca-se ainda que 66,34% das instituições pesquisadas não apresentaram escores máximos de eficiência.

Campillo, Santos e Fernandez (2017) analisaram cerca de 80 cooperativas de crédito espanholas a partir de DEA e da regressão truncada usando *bootstrap*. De maneira geral, os autores ressaltam que os níveis de eficiência em períodos

pré-crise foram menores. Além disso, as variáveis dimensão, concentração urbana e risco financeiro influenciaram positivamente a eficiência das cooperativas.

Por fim, destaca-se o trabalho de Santos (2019), realizado no cenário brasileiro de cooperativas de crédito e que analisa o risco de crédito e a eficiência de 450 cooperativas financeiras no período de 2008 a 2017. Metodologicamente, a autora se utilizou da abordagem DEA para mensuração da eficiência das cooperativas, e posteriormente se utilizou de um modelo de regressão Tobit para analisar as influências, dentre outras variáveis, do risco de crédito sobre a eficiência de cooperativas financeiras. No estudo, Santos (2019) realizou aplicação de questionários com especialistas do mercado cooperativista de crédito e teve indicações de que novas variáveis, ainda não listadas pela literatura, deveriam compor os *outputs* do modelo DEA, as quais foram adicionadas ao modelo e posteriormente se mostraram relevantes para explicar os escores de eficiência dessas cooperativas. Ademais, os resultados da autora indicaram que o risco de crédito está negativamente relacionado à eficiência das cooperativas de crédito brasileiras.

3. Metodologia

3.1. Amostra e coleta de dados

As informações contábeis e financeiras das cooperativas de crédito foram coletadas por meio do Plano Contábil de Instituições Financeiras (Cosif), disponibilizado pelo Bacen. O período de análise desta pesquisa abrange os dados semestrais dos anos de 2017 e 2018, período de vigência da segmentação proposta para o SFN.

A população deste estudo é composta por 1.030 cooperativas de crédito brasileiras, perfazendo um total de 3.979 observações. Inicialmente, foram excluídas 148 observações de cooperativas centrais e confederações e 757 observações de cooperativas classificadas como capital e empréstimo (por não fazerem captação de recursos e depósitos dos associados, o que inviabilizaria o cálculo de algumas variáveis). Também foram excluídas 262 observações de cooperativas que não apresentaram todos os dados necessários para esta pesquisa e 168 informações de cooperativas que não possuíam dados para todo o período analisado. A amostra final ficou composta por 661 cooperativas singulares distribuídas

entre plenas e clássicas, perfazendo um total de 2.644 observações. Destaca-se ainda que as cooperativas estão enquadradas principalmente nos segmentos S3, S4 e S5, mas que, após as exclusões mencionadas, restaram apenas as cooperativas de crédito enquadradas nos segmentos S4 e S5.

3.2. Variáveis da pesquisa e operacionalização do modelo econométrico

A abordagem inicial a ser tratada neste estudo consiste na estimação da eficiência das cooperativas de crédito da amostra. Esta eficiência será baseada no método DEA orientado para *outputs* a partir de Retornos Variáveis de Escala (RVE). A utilização da DEA a partir de RVE pode ser encontrada e indicada em estudos utilizando cooperativas de crédito, como Barra, Destefanis e Lavadera (2013), Bitencourt *et al.* (2017), Campillo, Santos e Fernandez (2017) e Santos (2019).

Os indicadores de eficiência podem ser obtidos por meio da seguinte modelagem de programação linear:

$$\hat{\delta} = \max \hat{\delta}_i \lambda \{ \delta > 0 | \hat{\delta}_i y_i \leq \sum_{y=1}^n y_i \lambda; x_i \geq \sum_{y=1}^n x_i \lambda; \sum_{y=1}^n \lambda_i = 1; \lambda \geq 0 \};$$

$$i = 1 \dots, nDMUs$$

Na qual corresponde ao vetor de produtos, ao vetor de insumos e $\hat{\delta}$ é um vetor $n \times 1$ de valores constantes que representam os pesos utilizados no cálculo da localização de uma entidade ineficiente com o propósito de alcançar a eficiência. O termo $\hat{\delta}_i$ representa a pontuação de eficiência para uma determinada organização, considerando a abordagem de RVE (CAMPILLO; SANTOS; FERNANDEZ, 2017).

As variáveis que foram utilizadas neste estudo como *inputs* foram: depósitos totais, despesas de captação, despesas de obrigações por empréstimos e repasses, despesas com títulos e valores mobiliários, despesas de participação, provisionamentos e ajustes patrimoniais, outras despesas operacionais, despesas administrativas e despesas com pessoal. E como *outputs*: operações de créditos, sobras, reservas totais, rendas de operações de crédito, rendas de aplicações interfinanceiras de liquidez, rendas com títulos e valores mobiliários, rendas de prestação de serviços e outras receitas operacionais. Ressalta-se que essa construção foi baseada em Ferreira, Gonçalves e Braga (2007), Urena e Ubeda (2008),

Barra, Destefanis e Lavadera (2013), Bittencourt *et al.* (2017), Campillo, Santos e Fernandez (2017) e Santos (2019). Além disso, destaca-se que as variáveis reservas; rendas de operações de crédito; rendas de aplicações interfinanceiras de liquidez; rendas com títulos e valores mobiliários e instrumentos financeiros derivativos; rendas de prestação de serviços e outras receitas operacionais foram propostas por especialistas e validadas no trabalho de Santos (2019).

A partir dos escores de eficiência gerados pela DEA, foi estimado um segundo modelo com variáveis explicativas que pudessem influenciar os níveis de eficiência das cooperativas. A modelagem econométrica adotada para o segundo estágio foi o modelo Tobit. A referida abordagem mostra-se adequada em estudos nos quais a variável dependente varia dentro de um intervalo limitado, o que ocorre com os escores de eficiência, que variam entre em 0 e 1 (HOFF, 2007). Pesquisas anteriores, tais como as de Worthington (1998a, 1998b), McKillop, Glass e Fergusson (2002), Ferreira, Gonçalves e Braga (2007), Fortin e Leclerc (2011), Fu (2013), Campillo, Santos e Fernandez (2017) e Santos (2019), valeram-se desta modelagem atrelada à eficiência de cooperativas de crédito.

O modelo pode ser representado pela função , na qual representa uma variável latente, as variáveis explicativas do modelo, os coeficientes angulares a serem estimados para cada variável explicativa e o termo de erro da regressão. As interpretações dos resultados deste modelo não podem ser realizadas diretamente pelos coeficientes, assim, utiliza-se os efeitos marginais para análise.

A principal variável independente de maior interesse deste estudo é a segmentação do SFN. A segmentação, conforme já comentado, direciona que instituições de menor porte estejam submetidas a regras menos complexas e que a regulação prudencial seja aplicada de maneira proporcional à complexidade do perfil de risco, o que pode contribuir positivamente para a eficiência dessas organizações (BACEN, 2019b). Nesse sentido, a variável construída neste estudo foi uma *dummy*, que assumiu valor 1 para as cooperativas enquadradas no segmento S5 e 0 para as cooperativas de crédito enquadradas no S4.

Também como variável independente, analisou-se o risco de crédito das cooperativas, o qual, segundo alguns estudos anteriores, relaciona-se negativamente com a eficiência (*e.g.*, CHANG; CHIU, 2006; ALTUNBAS *et al.*, 2007; FIORDELISI; IBANEZ; MOLYNEUX, 2011; CARNEIRO; SALGADO JÚNIOR; MACORIS, 2016; CAVA; SALGADO JÚNIOR; BRANCO, 2016; SANTOS, 2019). Neste estudo serão abordadas duas medidas de risco de crédito. A primeira diz

respeito à relação entre total de operações inadimplentes e total das operações de crédito da cooperativa (SANTOS, 2019). A segunda se refere à relação entre a Perda Estimada com Créditos de Liquidação Duvidosa (PECLD) do período e o saldo das operações de crédito da cooperativa (SATHYE, 2005; SANTOS, 2019).

O tamanho da empresa também é considerado uma variável relevante na determinação da eficiência da empresa. Fortin e Leclerc (2011) e Campillo, Santos e Fernandez (2017), encontraram uma relação positiva entre tamanho e eficiência. Já Cázares, Sáez e Marco (2013) encontraram relação negativa entre tamanho e eficiência. Assim, ressalta-se que a relação desta variável com a eficiência das cooperativas pode ser tanto positiva quanto negativa.

A diversificação também foi incluída como uma variável de controle no modelo. O fato de a cooperativa diversificar os produtos oferecidos favorece a exploração de novos ramos de atuação e, por consequência, pode favorecer sua performance em termos de desempenho e eficiência (VIEIRA, 2016; SANG, 2017).

A idade ou tempo de existência é considerado uma variável que influencia o desempenho das organizações de forma geral. Segundo Cázares, Sáez e Marco (2013), a idade da cooperativa contribui para uma maior experiência e consequente aumento da eficiência.

A localização da entidade dentro do país pode ser considerada como um dos fatores que afetam a eficiência e o desempenho da organização (WORTHINGTON, 1998b; CAMPILLO; SANTOS; FERNANDEZ, 2017). A fim de perceber a influência da localização da cooperativa em sua eficiência, inseriu-se *dummies* de efeito regional no modelo.

Por fim, foi inserida no modelo uma *dummy* para captar as empresas que passaram por processos de fusões ou incorporações durante o período analisado. O processo de incorporação pode favorecer o aumento da capacidade operacional da empresa e, conseqüentemente, de seu desempenho (MCKILLOP; WILSON, 2011; VIEIRA, 2016; SANTOS, 2019).

A partir disso, foram gerados dois modelos que se baseiam na equação contida no Quadro 2. A variação de um modelo para outro reside apenas na diferenciação de cálculo do risco de crédito. Além disso, é possível observar a descrição das variáveis, *proxies* e sinal esperado para as variáveis.

QUADRO 2

MODELO ECONOMÉTRICO E VARIÁVEIS DO ESTUDO

Equação do Modelo:			
$EF_{it} = \beta_0 + D_1 REG_SFN_{it} + \beta_1 RC_{it} + \beta_2 TAM_{it} + \beta_3 DIVER_{it} + \beta_4 IDADE_{it} + D_2 DUM_INC_{it} + D_3 DSUL_{it} + D_4 DNORTE_{it} + D_5 DNORDESTE_{it} + D_6 DCOESTE_{it} + c_i + \varepsilon_{it}$			
Variável	Sigla	Proxy	Sinal esperado
Eficiência	EF	Escores do modelo DEA	N/A
Segmentação SFN	REG_SFN	<i>Dummy</i> (1: cooperativa enquadrada no S5 e 0: S4)	+
Risco de crédito "Inadimplência"	RC_INAD	Relação entre operações inadimplentes e Operações de Crédito	-
Risco de crédito "PECLD"	RC_PECLD	Relação entre PECLD e Operações de Crédito	-
Tamanho	TAM	Logaritmo natural do total de ativos	+/-
Diversificação	DIVER	Relação entre rendas não decorrentes de operações de crédito e receitas operacionais	+
Idade	IDADE	Número de meses desde a data de abertura da cooperativa	+
Incorporação	DUM_INC	<i>Dummy</i> (1: cooperativa passou por processo de fusão ou incorporação; 0: caso contrário)	+
	DSUL	<i>Dummy</i> (1: cooperativa localizada na região Sul; 0: contrário)	+/-
	DNORTE	<i>Dummy</i> (1: cooperativa localizada na região Norte; 0: contrário)	+/-
	DNORDESTE	<i>Dummy</i> (1: cooperativa localizada na região Nordeste; 0: contrário)	+/-
Efeito regional	DCOESTE	<i>Dummy</i> (1: cooperativa localizada na região Centro-Oeste; 0: contrário)	+/-

Fonte: Elaboração própria.

Notas: RC: representa o risco de crédito da cooperativa *i* no tempo *t*. Será mensurado por duas diferentes *proxies* (RC_INAD e RC_PECLD). $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4$: coeficientes estimados das variáveis contínuas do modelo. $D_1, D_2, D_3, D_4, D_5, D_6$: coeficientes estimados das variáveis *dummy* do modelo. c_i : heterogeneidade não observada que varia entre as unidades, é constante ao longo do tempo. ε_{it} : termo de erro usual da regressão, difere entre as unidades e varia ao longo do tempo; apresenta média zero, variância constante, não autocorrelacionado e não correlacionado com os regressores. *i*: indivíduo. *t*: tempo. N/A: Não se aplica.

3.3. Análise de cluster

A análise de *clusters*, também conhecida como análise de agrupamentos ou de conglomerados, possui o objetivo de agregar elementos da amostra que são semelhantes entre si e formar grupos, de maneira que cada um apresente elementos semelhantes entre si e distintos com relação aos elementos de outros grupos (MINGOTI, 2005).

Por meio dessa técnica, objetivou-se analisar a segregação das cooperativas considerando as variáveis de risco de crédito RC_INAD e RC_PECLD. Adotou-se um corte transversal contendo as médias de cada uma dessas variáveis no período analisado e para cada uma das cooperativas.

Para esta pesquisa, os *clusters* foram gerados a partir do procedimento hierárquico aglomerativo pelo método de ligação de Ward. O método de Ward é baseado na variância mínima. Assim, a cada união de elementos, o algoritmo de agrupamento calcula a soma de quadrados dentro do *cluster* (MINGOTI, 2005).

4. Análise dos resultados

4.1. Análise descritiva

Na Tabela 1 está apresentada a estatística descritiva das variáveis contínuas utilizadas nos modelos. Observa-se que a eficiência média das cooperativas de crédito da amostra, medida pelo escore de eficiência para os semestres de 2017 e 2018, foi de 0,9948, oscilando com valor mínimo de 0,9773 e máximo de 1,0, o que sinaliza alto grau de eficiência das cooperativas estudadas. De forma geral, as variáveis com maiores variabilidades medidas pelo coeficiente de variação são as de risco de crédito, tanto considerando a inadimplência (RC_INAD) quanto as perdas estimadas com créditos de liquidação duvidosa (RC_PECLD), com variações de 99,22% e 91,11%, respectivamente, indicando uma maior diferença de risco de crédito entre as observações da amostra.

Na Tabela 2 são apresentadas as frequências das variáveis *dummies* utilizadas no estudo. Observa-se que 162 observações são referentes a empresas que passaram por processos de incorporação total ou parcial (DUM_INC), o que representa 6,13% do total de observações da amostra.

TABELA 1

ESTATÍSTICA DESCRITIVA DAS VARIÁVEIS CONTÍNUAS DO ESTUDO

Variáveis	Média	Desvio-padrão	C. Variação	Mínimo	Máximo
EF	0,9948	0,0046	0,004612	0,9773	1,0000
RC_INAD	0,0799	0,0793	0,9922068	0,0000	1,2660
RC_PECLD	0,0679	0,0618	0,911108	0,0054	1,2625
TAM	19,5327	1,5563	0,0796777	13,8306	25,9782
DIVER	0,5325	0,1578	0,2964285	0,0959	1,3392
IDADE	250,4822	111,6185	0,4456143	1,0000	1,4270

Fonte: Resultados da pesquisa.**TABELA 2**

FREQUÊNCIA DAS VARIÁVEIS DUMMIES DO ESTUDO

Dummies	DUM_INC		SEG_SFN	
	Freq.	Percentual	Freq.	Percentual
1	162	6,13%	2.323 (S5)	87,86%
0	2.482	93,87%	321 (S4)	12,14%
Total	2.644	100%	2.644	100%

Fonte: Resultados da pesquisa.

Considerando a variável de maior interesse neste estudo, SEG_SFN, que representa a classificação das cooperativas na segmentação do Sistema Financeiro Nacional, observa-se que 2.323 observações foram enquadradas no segmento S5, enquanto 321 foram enquadradas no segmento S4. Em termos percentuais, as observações das cooperativas enquadradas no segmento S5 representam 87,86% do total de observações, contra 12,14% das observações para o segmento S4.

4.2. Análise da regressão Tobit

Nesta etapa da análise são apresentados os resultados do segundo estágio de DEA, pela aplicação do modelo de regressão Tobit com estimação pelo método de máxima verossimilhança. Após a estimação, é apresentado o resultado dos cálculos de efeitos marginais para possibilitar a análise dos coeficientes da regressão Tobit, avaliando os efeitos das variáveis explicativas sobre o escore de eficiência das cooperativas de crédito da amostra. Ressalta-se que a análise é apresentada de forma segregada, nas tabelas, considerando as três *proxies* de risco diferentes utilizadas neste estudo.

Na Tabela 3 são apresentados os resultados para os dois modelos do estudo a partir da estimação da regressão Tobit considerando os modelos irrestritos. A partir da análise dos testes de Wald e Likelihood, considerando que as hipóteses nulas dos testes foram rejeitadas, é possível convergir para a adequabilidade geral dos modelos e para a estimação com dados em painel.

Apesar disso, nota-se que as variáveis de incorporação (DUM_INC), idade (IDADE) e as *dummies* para as regiões Norte e Centro-Oeste do Brasil (DNORTE, DCOESTE) não foram significativas para explicação do escore de eficiência a um nível de significância de 10%.

TABELA 3
RESULTADOS DE ESTIMAÇÃO DOS MODELOS TOBIT

Modelos para variável dependente de eficiência		
Variáveis independentes	Modelos para variável dependente de eficiência	
	Modelo (1)	Modelo (2)
SEG_SFNC	-0,0011004* (0,0005926)	-0,0010963* (0,0005935)
TAM	-0,0008431*** (0,0001416)	-0,0008359*** (0,0001417)
DUM_INC	0,000243 (0,0005008)	0,0002416 (0,000502)
DIVER	0,0065569*** (0,0010787)	0,0066486*** (0,0010825)
IDADE	-0,00000274 (0,00000196)	-0,00000266 (0,00000196)
DSUL	-0,0010657** (0,0005007)	-0,0010723** (0,0005007)
DNORDESTE	0,0019538** (0,0007877)	0,0019985** (0,0007882)
DNORTE	0,0014499 (0,0010347)	0,001437 (0,0010347)
DCOESTE	0,000877 (0,000795)	0,0009039 (0,000795)
RC_INAD	-0,0154377*** (0,0017842)	N/A
RC_PECLD	N/A	-0,0187594*** (0,0023395)
Constante	1,011791*** (-0,0029966)	1,011613*** (0,0030003)
Nº observações	2.644	2.644
Nº grupos	661	661
Teste de Wald	144,18***	133,45***
Teste Likelihood	1389,28***	1381,73***
sigma_u	0,0049887***	0,0049866***
sigma_e	0,0031704***	0,0031804***
Rho	0,7123076	0,7108487

Fonte: Resultados da pesquisa.

Notas: Modelo (1): variável RC_INAD como medida de risco de crédito; Modelo (2): RC_PECLD. São apresentados os coeficientes e abaixo, entre parênteses, os erros-padrão. A significância estatística é indicada por: *10%; **5%; ***1%. N/A: não se aplica.

A partir dos resultados do modelo Tobit foram calculados os efeitos marginais para as variáveis dos modelos do estudo. Os impactos refletidos nos sinais dos coeficientes das variáveis significativas da Tabela 3 serão quantificados por este efeito marginal na Tabela 4.

TABELA 4
EFEITOS MARGINAIS RESULTANTES DOS MODELOS TOBIT

Variáveis	Dy/Dx Modelo (1)	Dy/Dx Modelo (2)
RC_INAD	-0,0154377***	N/A
RC_PECLD	N/A	-0,0187594***
SEG_SFN	-0,0011004*	-0,0010963*
TAM	-0,0008431***	-0,0008359***
DUM_INC	0,000243	0,0002416
DIVER	0,0065569***	0,0066486***
IDADE	-2,74 e-6	-2,66 e-6
DSUL	-0,0010657**	-0,0010723**
DNORDESTE	0,0019538**	0,0019985**
DNORTE	0,0014499	0,001437
DCOESTE	0,000877	0,0009039

Fonte: Resultados da pesquisa.

Notas: Modelo (1): variável RC_INAD como medida de risco de crédito; Modelo (2): RC_PECLD. A significância estatística é indicada por: *10%; **5%; ***1%. N/A: não se aplica.

Destaca-se que as análises feitas a seguir focarão nas variáveis significativas para os modelos e considerando um nível de significância de 10%.

Analisando estes efeitos marginais para as variáveis de risco de crédito e considerando, inicialmente, a inadimplência (RC_INAD) e a PECLD (RC_PECLD), tem-se que a variação de 0,1 nestas *proxies* de risco causaria variação oposta na eficiência em 0,00154 e 0,00187, respectivamente, indicando que maiores níveis de risco diminuiriam os níveis de eficiência das cooperativas de crédito. Este resultado também foi constatado em outros estudos sobre instituições financeiras, como Chang e Chiu (2006); Altunbas *et al.* (2007); Fiordelisi, Ibanez e Molyneux (2011); Carneiro, Salgado Júnior e Macoris (2016); Cava, Salgado Júnior e Branco (2016); e Santos (2019).

Quanto à interpretação da variável de diversificação de receitas (DIVER), percebe-se que um aumento em 0,1 tende a aumentar a eficiência em 0,00065 para o modelo (1) e em 0,00066 para o modelo (2). Este resultado corrobora Santos

(2019), que também encontrou relação positiva entre a diversificação e o desempenho medido pela eficiência. O contrário acontece com a variável de tamanho (TAM), para a qual se espera efeitos negativos (apesar de pequenos) na eficiência a partir de variação positiva no tamanho, conforme também pode ser visto em instituições financeiras estudadas por Cázares, Sáez e Marco (2013).

Já para as variáveis *dummies* de região, observa-se a significância das regiões Sul e Nordeste. Para a região Sul foi demonstrada relação negativa com a eficiência, e relação positiva para a região Nordeste, indicando influências da localização regional nos escores de eficiência das cooperativas de crédito brasileiras.

Por fim, e mais importante, a análise da variável que aborda a segmentação do SFN (SEG_SFNN). Os efeitos foram considerados negativos para esta variável, indicando que estar enquadrada no segmento S5 (*dummy* = 1) implica menor escore de eficiência das cooperativas. Considerando que essas cooperativas listadas no segmento S5 possuem metodologia facultativa simplificada para apuração dos requerimentos mínimos prudenciais e uma estrutura simplificada de gerenciamento de riscos, este resultado é compatível com a estrutura de segmentação do SFN. Assim, é possível inferir que as cooperativas enquadradas no segmento S4 são mais eficientes em relação ao S5.

Apesar disso, destaca-se que a segmentação é relativamente nova e pode ainda não estar refletindo os efeitos esperados pelo Banco Central. Dentre estes efeitos, destaca-se primeiramente que o segmento S5 possui regras mais flexíveis, considerando a complexidade das cooperativas e o nível de risco simplificado, o que pode vir a auxiliar tais cooperativas na manutenção da saúde financeira e maior atuação competitiva.

4.3. O risco de crédito a partir da análise de cluster

Primeiramente foram aplicados o teste de normalidade multivariada de Doornik-Hansen e o teste de normalidade individual via assimetria e curtose. Em ambos constatou-se a não normalidade das variáveis. Para verificar quantos *clusters* deveriam ser utilizados, procedeu-se à realização de testes de Duda/Hart e de Calinski. Para validação dos *clusters* formados, é indicada a aplicação de testes não paramétricos para verificar se os grupos formados realmente diferem entre si (MINGOTI, 2005; HAIR *et al.*, 2009). Ao final, foram formados dois clusters distribuídos conforme Tabela 5.

TABELA 5

CARACTERIZAÇÃO E COMPOSIÇÃO DOS CLUSTERS

<i>Clusters</i>	Número de cooperativas	RC_INAD (μ)	RC_PECLD (μ)
1 (Menor risco de crédito)	585	0,0618	0,0541
2 (Maior risco de crédito)	76	0,2191	0,1734
Total	661	-	-

Fonte: Resultados da pesquisa.

Nota: μ : representa a média.

Os testes para verificar as diferenças entre os *clusters* formados estão apresentados na Tabela 6. Foram utilizados o teste de Mann-Whitney, teste de mediana e teste de Kruskal-Wallis para avaliar se os *clusters* eram diferentes entre si. A hipótese de igualdade dos agrupamentos foi rejeitada em todos os testes, indicando a dissimilaridade entre os *clusters*.

A partir da análise dos *clusters*, foi possível segregar as cooperativas de acordo com o grau de risco de crédito. As cooperativas enquadradas no *cluster 2* apresentam maiores níveis de risco de crédito em comparação com as cooperativas enquadradas no *cluster 1*.

TABELA 6

TESTES DE DIFERENÇAS ENTRE OS CLUSTERS

Variáveis	Clusters	Mann-Whitney		Teste de Mediana		Teste de Kruskal-Wallis	
		Estatística Z	p-value	Estatística χ^2	p-value	Estatística χ^2	p-value
RC_INAD	1-2	-14,189	0,0000	83,8853	0,0000	201,335	0,0001
RC_PECLD	1-2	-13,947	0,0000	79,4778	0,0000	194,526	0,0001

Fonte: Resultados da pesquisa.

A segmentação do Sistema Financeiro Nacional foi proposta com o intuito de que a regulação prudencial seja aplicada de forma proporcional às instituições financeiras de maneira geral. Nesse sentido, as entidades enquadradas no segmento S5 possuem obrigações mais simplificadas em comparação com o segmento S1, por exemplo, em decorrência da diferença de complexidade do perfil de risco. Além disso, as cooperativas enquadradas no S5 adotam o perfil de risco simplificado.

Partindo dessa discussão, notou-se que 96,3% (79 de 82) das cooperativas do segmento S4 foram classificadas junto ao *cluster* 1, de menor risco, o que corrobora os resultados do modelo Tobit de que as cooperativas do S4 seriam mais eficientes do que as do S5, uma vez que o risco teve relação negativa com a eficiência. Além disso, para o *cluster* 2 é possível observar que 96,0% (73 de 76) das cooperativas deste *cluster* se refere a instituições enquadradas no segmento S5, o que também sustenta o resultado negativo encontrado pela variável *dummy* do segmento, já que ela apresentou sinal negativo, reduzindo a eficiência, e que o risco de crédito também teve relação negativa com a eficiência. Assim, a partir desses resultados é possível verificar que a classificação atribuída pelos *clusters* estaria de acordo com o enquadramento realizado pelo Banco Central.

5. Considerações finais

O principal objetivo deste estudo foi verificar a relação da segmentação do SFN com o nível de eficiência das cooperativas de crédito brasileiras. A partir da modelagem DEA foi possível determinar o nível de eficiência de cada uma das cooperativas analisadas, que, em segundo estágio, foram regredidos com possíveis determinantes da eficiência. Como regressores foram adotados a segmentação do SFN, o risco de crédito, a diversificação, o tamanho, a idade, a região e a incorporação. A partir da estimação dos dados em painel por meio do modelo Tobit, constatou-se, principalmente, que o enquadramento da cooperativa no segmento S5 contribui negativamente para seus níveis de eficiência.

O propósito do SFN ao segregar as cooperativas é justamente possibilitar que instituições menores estejam submetidas a regras menos complexas, o que pode favorecer a atuação, o desempenho e a capacidade competitiva da cooperativa. As cooperativas classificadas no S5 são organizações que adotam metodologia de apuração de riscos simplificada e que estão sujeitas a regras menos complexas em comparação com as cooperativas dos demais segmentos. Todavia, o referido resultado pode ser justificado em decorrência da vigência recente dessa segmentação. Os reflexos dessa segregação na eficiência das cooperativas talvez venham a ser percebidos nos próximos anos.

Além disso, a partir da análise de *cluster* foi possível verificar que a maioria das cooperativas de crédito que faz parte do S4 é classificada também em um grupo com menores níveis de risco de crédito, enquanto o *cluster* composto pe-

las cooperativas de maiores riscos de crédito é formado majoritariamente pelas cooperativas do segmento S5.

Ressalta-se que, como a regulação da segmentação é relativamente nova, pode ser que as simplificações do gerenciamento de riscos e da regulação prudencial possam vir a apresentar resultados diferenciados no futuro. Assim, sugere-se a aplicação deste estudo em momentos futuros ou com outras instituições financeiras, como os bancos.

Bibliografia

ALTUNBAS, Y.; CARBO, S.; GARDENER, E. P.; MOLYNEUX, P. Examining the relationships between capital, risk and efficiency in European banking. **European Financial Management**, v. 13, n. 1, p. 49-70, 2007.

BACEN – Banco Central do Brasil. **Estabilidade Financeira**. 2019a. Disponível em: <https://www.bcb.gov.br/estabilidadefinanceira>. Acesso em: 7 maio 2019.

BACEN – Banco Central do Brasil. **Regulação Prudencial**. 2019b. Disponível em: <https://www.bcb.gov.br/estabilidadefinanceira/regprudencial/segmentacao>. Acesso em: 7 maio 2019.

BACEN – Banco Central do Brasil. **Recomendações de Basileia**. 2019c. Disponível em: <https://www.bcb.gov.br/estabilidadefinanceira/recomendacoesbasileia>. Acesso em: 25 maio 2019.

BACEN - Banco Central do Brasil. **Relatório de Cidadania Financeira 2018**. 2018a. Disponível em: <https://www.bcb.gov.br>. Acesso em: 22 maio 2019.

BACEN – Banco Central do Brasil. **Panorama do Sistema Nacional de Crédito Cooperativo**. 2018b. Disponível em: https://www.bcb.gov.br/pre/microFinancas/coopcar/pdf/panorama_de_cooperativas2017.pdf. Acesso em: 22 maio 2019.

BARR, R. S.; KILLGO, K. A.; SIEMS, T. F.; ZIMMEL, S. Evaluating the productive efficiency and performance of U.S. commercial banks. **Managerial Finance**, v. 28, n. 8, p. 3-25, 2002.

BARRA, C.; DESTEFANIS, S.; LAVADERA, G. L. Regulation and the risk: the efficiency of Italian Cooperative Banks. Italy: Centre for Studies in Economics and Finance (CSEF), University of Naples, 2013. (Working Paper, n. 338).

BITTENCOURT, W. R.; BRESSAN, V. G. F.; BRESSAN, A. A.; GOULART, C. P. Eficiência de Escala e Mudança Tecnológica em Cooperativas de Crédito e Bancos Múltiplos utilizando o COSIF. **Enfoque**, v. 35, n. 2, 2016.

BRASIL. **Resolução nº 4.557**, de 23 de fevereiro de 2017. Conselho Monetário Nacional. Dispõe sobre a estrutura de gerenciamento de riscos e a estrutura de gerenciamento de capital. Brasília, DF, 2017. Disponível em: http://www.bcb.gov.br/pre/normativos/busca/downloadNormativo.asp?arquivo=/Lists/Normativos/Attachments/50344/Res_4557_v1_O.pdf. Acesso em: 22 maio 2019.

CAMPILLO, A. M.; SANTOS, Y. F.; FERNÁNDEZ, M. D. P. F. Eficiencia técnica en las cooperativas de crédito españolas: una aproximación al impacto de la crisis. **Spanish Journal of Finance and Accounting/Revista Española de Financiación y Contabilidad**, v. 46, n. 4, p. 484-506, 2017.

CARNEIRO, M.; SALGADO JUNIOR, P. A.; MACORIS, L. S. Avaliação da eficiência bancária por meio da abordagem de intermediação: uma análise comparativa de instituições financeiras brasileiras. **REAd - Revista Eletrônica de Administração**, v. 22, n. 3, 336-359, 2016.

CAVA, P. B.; SALGADO JUNIOR, A. P.; BRANCO, A.; FREITAS, M. Evaluation of Bank Efficiency in Brazil: A Dea Approach. **RAM - Revista de Administração Mackenzie**, v. 17, n. 4, 62-84, 2016.

CÁZARES, C. C.; SÁEZ, C.B.; MARCO, T. G. You can't manage right what you can't measure well: Technological innovation efficiency. **Research Policy**, v. 42, n. 6-7, p. 1239-1250, 2013.

CHANG, T. C.; CHIU, Y. H. Affecting factors on risk-adjusted efficiency in Taiwan's banking industry. **Contemporary Economic Policy**, v. 24, n. 4, 634-648, 2006.

CHARNES, Abraham; COOPER, William W.; RHODES, Edwardo. Medindo a eficiência das unidades de tomada de decisão. **Revista Européia de Pesquisa Operacional**, v. 2, n. 6, p. 429-444, 1978.

DANTAS, J. A.; RODRIGUES, F.F.; RODRIGUES, J. M.; CAPELLETTO, L. R. Determinantes do grau de evidenciação de risco de crédito pelos bancos brasileiros. **Revista Contabilidade & Finanças-USP**, v. 21, n. 52, 2010.

DING, D.; SICKLES, R. C. Frontier efficiency, capital structure, and portfolio risk: An empirical analysis of US banks. **BRQ Business Research Quarterly**, v. 21, n. 4, p. 262-277, 2018.

FERREIRA, M. A. M.; GONÇALVES, R. M. L.; BRAGA, M. J. Investigação do desempenho das cooperativas de crédito de Minas Gerais por meio da Análise Envolvória de Dados (DEA). **Economia Aplicada**, v. 11, n. 3, jul./set., p. 1-14, 2007.

FIORDELISI, F.; MARQUES-IBANEZ, D.; MOLYNEUX, P. Efficiency and risk in European banking. **Journal of Banking & Finance**, v. 35, n. 5, p. 1315-1326, 2011.

FORTIN, Mario; LECLERC, André. L'efficiency des cooperatives de services financiers: Une analyse de la contribution du milieu. **Annals of public and cooperative economics**, v. 82, n. 1, p. 45-62, 2011.

FRANCISCO, J. R. D. S.; AMARAL, H. F.; BERTUCCI, L. A. Risco de Crédito em Cooperativas: Uma análise com base no perfil do cooperado. **Sociedade, Contabilidade e Gestão**, v. 7, n. 2, p. 137-149, 2012.

FREITAS, A. F. D.; AMARAL, I. D.C.; BRAGA, M. J. A influência dos riscos de liquidez e de crédito no processo de conversão das cooperativas de crédito rural em cooperativas de crédito de livre admissão: um estudo de caso. **Revista de Contabilidade e Organizações**, v. 2, n. 4, p. 126-147, 2008.

FU, X. Computerisation and efficiency of rural credit cooperatives: evidence from India. **Journal of international development**, v. 25, n. 3, p. 412-437, 2013.

GLASS, J. Colin et al. Eficiência bancária cooperativa no Japão: uma análise de função de distância paramétrica. **The European Journal of Finance**, v. 20, n. 3, p. 291-317, 2014.

HOFF, Ayoe. Second stage DEA: Comparison of approaches for modelling the DEA score. **European Journal of Operational Research**, v. 181, n. 1, p. 425-435, 2007.

HOU, X.; WANG, Q.; ZHANG, Q. Market structure, risk taking, and the efficiency of Chinese commercial banks. **Emerging Markets Review**, v. 20, p. 75-88, 2014.

ICA – International Co-operative Alliance. **What is a cooperative?** Disponível em: <https://www.ica.coop/en/cooperatives/what-is-a-cooperative>. Acesso em: 3 maio 2019.

IMBIEROWICZ, B.; RAUCH, C. The relationship between liquidity risk and credit risk in banks. **Journal of Banking & Finance**, v. 40, p. 242-256, 2014.

JACQUES, E. R.; GONÇALVES, F. O. Cooperativas de Crédito no Brasil: evolução e impacto sobre a renda dos municípios brasileiros. **Economia e Sociedade**, v. 25, p. 489-509, 2016.

LIMA, F. G.; FONSECA, C.; VENEIO, C.; SILVEIRA, F.; LANNA, R.; ASSAF NETO, A. Os Determinantes dos Ratings de Crédito dos Bancos Brasileiros. **RAC - Revista de Administração Contemporânea**, v. 22, n. 2, 2018.

MCKILLOP, D. G.; GLASS, J. C.; FERGUSON, C. Investigating the cost performance of UK credit unions using radial and non-radial efficiency measures. **Journal of Banking & Finance**, v. 26, p. 1563-1591, 2002.

MCKILLOP, Donal; WILSON, John O. S. Credit unions: a theoretical and empirical overview. **Financial Markets, Institutions & Instruments**, v. 20, n. 3, p. 79-123, 2011.

MINGOTI, Sueli Aparecida. **Análise de dados através de métodos de estatística multivariada**: uma abordagem aplicada. Belo Horizonte: Editora UFMG, 2005.

MUSAU, S.; MUATHE, S.; MWANGI, L. Financial Inclusion, Bank Competitiveness and Credit Risk of Commercial Banks in Kenya. **International Journal of Financial Research**, v. 9, n. 1, 2018.

OCB – Organização das Cooperativas Brasileiras. **OCB moderniza ramos do cooperativismo**. 1 abr. 2019a. Disponível em: <https://www.ocb.org.br/noticia/21373/ocb-moderniza-ramos-do-cooperativismo>. Acesso em: 5 maio 2019.

OCB – Organização das Cooperativas Brasileiras. **Brasil Cooperativo**: história do cooperativismo. 2019b. Disponível em: <http://www.somoscooperativismo.coop.br/historia-do-cooperativismo>. Acesso em: 22 maio 2019.

PASTOR, J. M.; SERRANO, L. Efficiency, endogenous and exogenous credit risk in the banking systems of the Euro area. **Applied Financial Economics**, v. 15, n. 9, p. 631-649, 2005.

PEÑA, C. R. Um modelo de avaliação de eficiência da administração pública através do método análise envoltória de dados (DEA). **Revista de Administração Contemporânea**, v. 12, n. 1, p. 83-106, 2008.

PINHEIRO, M. A. H. **Cooperativas de Crédito**: história da evolução normativa no Brasil. 6. ed. Brasília: BCB, 2008.

SAEED, M.; IZZELDIN, M. Examining the relationship between default risk and efficiency in Islamic and conventional banks. **Journal of Economic Behavior & Organization**, v. 132, p. 127-154, 2014.

SALAS, V.; SAURINA, J. Credit risk in two institutional regimes: spanish comercial and savings banks. **Journal of financial Services Research**, v. 22, n. 3, 2002.

SANG, M. N. Income Diversification and bank efficiency in Vietnam. **Journal of Economics and Development**, v. 19, n. 3, 2017.

SANTOS, L. S. Z. **Risco de crédito e eficiência nas cooperativas financeiras brasileiras**. 2019. Dissertação (Mestrado em Controladoria e Contabilidade) – Faculdade de Ciências Econômicas, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2019.

SATHYE, M. The impact of internet banking on performance and risk profile: Evidence from Australian credit unions. **Journal of Banking Regulation**, v. 6, n. 2, p. 163-174, 2005.

SNCC – Sistema Nacional de Crédito Cooperativo. **Relatório Anual do SNCC - FGCoop**. 2017. Disponível em: www.fgcoop.coop.br/relatorio-anual-do-sncc. Acesso em: 22 maio 2019.

SOARES, M. M.; SOBRINHO, A. D. M. Microfinanças: o papel do Banco Central do Brasil e a importância do cooperativismo de crédito. 2. ed. rev. e ampl. Brasília, DF: Banco Central do Brasil, 2008.

TAN, Y.; FLOROS, C. Risk, competition and efficiency in banking: evidence from China. **Global Finance Journal**, v. 35, p. 223-236, 2018.

UREÑA, L. J. B.; ÚBADA, J. A. P. Análisis de la eficiencia en las cooperativas de crédito en España. Una propuesta metodológica basada en el análisis envolvente de datos (DEA). **Ciriec-España**, n. 63, p. 113-133, 2008.

UREÑA, Luis Jesús Belmont. La eficiencia social de las cooperativas de crédito españolas. Una aproximación mediante el análisis DEA. **Revista de Microfinanzas y Banca Social**, v. 1, p. 133-152, 2012.

VIEIRA, L. K. **Diversificação de receitas e o desempenho das cooperativas de crédito brasileiras**. Dissertação (Mestrado em Ciências Contábeis) – Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2016.

VILELA, D. L.; NAGANO, M. S.; MERLO, E. M. Aplicação da análise envoltória de dados em cooperativas de crédito rural. **Revista de Administração Contemporânea**, Curitiba, v. 11, Edição Especial, p. 99-120, 2007.

WORTHINGTON, A. C. Testing the association between production and financial performance: evidence from a not-for-profit co-operative setting. **Annals of Public and Cooperative Economics**, v. 69, p. 67-83, 1998a.

WORTHINGTON, A. C. The determinants of non-bank financial institution efficiency: a stochastic frontier approach. **Applied Financial Economics**, v. 8, p. 279-287, 1998b.