

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS
CENTRO DE CIÊNCIAS EM GESTÃO E TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO

ISABELLA DE MOURA ROCHA

**RENTABILIDADE, EFICIÊNCIA E RISCO EM COOPERATIVAS DE CRÉDITO E
BANCOS COMERCIAIS**

Sorocaba

2023

Isabella de Moura Rocha

RENTABILIDADE, EFICIÊNCIA E RISCO EM COOPERATIVAS DE CRÉDITO E
BANCOS COMERCIAIS

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Administração para obtenção do título de Mestre em Administração.

Orientação: Prof. Dr. Flávio Leonel de Carvalho

Sorocaba

2023

Moura Rocha, Isabella de

Rentabilidade, eficiência e risco em cooperativas de crédito e bancos comerciais. / Isabella de Moura Rocha -- 2023.

114f.

Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de São Carlos, campus Sorocaba, Sorocaba

Orientador (a): Prof. Dr. Flávio Leonel de Carvalho

Banca Examinadora: Profa. Dra. Marli Auxiliadora da Silva, Profa. Dra. Naja Brandão Santana

Bibliografia

1. Cooperativas de Crédito; Bancos Comerciais; Vetores Autorregressivos. I. Moura Rocha, Isabella de. II. Título.

Ficha catalográfica desenvolvida pela Secretaria Geral de Informática

(SIn)

DADOS FORNECIDOS PELO AUTOR

Bibliotecário responsável: Maria Aparecida de Lourdes Mariano -

CRB/8 6979

ROCHA, Isabella de Moura. RENTABILIDADE, EFICIÊNCIA E RISCO EM COOPERATIVAS DE CRÉDITO E BANCOS COMERCIAIS. 2023. Dissertação (Mestrado em Administração do Programa de Pós-Graduação em Administração) – Universidade Federal de São Carlos, *campus* Sorocaba, Sorocaba, 2023.

ISABELLA DE MOURA ROCHA

**RENTABILIDADE, EFICIÊNCIA E RISCO EM COOPERATIVAS DE CRÉDITO E
BANCOS COMERCIAIS.**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Administração para obtenção do título de Mestre em Administração. Sorocaba, 29 de setembro de 2023.

Orientador(a)

Prof. Dr. Flávio Leonel de Carvalho

Universidade Federal de São Carlos

Examinador(a)

Profa. Dra. Marli Auxiliadora da Silva

Universidade Federal de Uberlândia

Examinador(a)

Profa. Dra. Naja Brandão Santana

Universidade Federal de São Carlos

Para minha querida vó Geni.

AGRADECIMENTO

Agradeço ao meu querido parceiro Luís, por tanto ter me acalmado nas horas de ansiedade, por tanto ter me ajudado com a própria pesquisa, seja revisando texto, seja no próprio código, sempre me apoiando nos projetos da vida. Dedico, também, meu agradecimento ao professor Flávio, que possuiu grande influência na conclusão dessa etapa de minha vida, através de sua postura profissional e humana ao lidar com seus alunos, que transparece sua paixão pela educação e a crença numa sociedade mais justa: características que julgo tão necessárias numa profissão tão importante como a de um educador. Obrigada, Flávio, pelas conversas, pela autonomia que me deu, pela confiança em meu trabalho e pelas críticas também necessárias à lapidação da pesquisa e da pesquisadora, sua presença foi salutar neste processo. Agradeço também a oportunidade me dada pelo Programa de Pós-Graduação em Administração da UFSCar Sorocaba, um ensino público, que permitiu me educar e profissionalizar com professores e professoras excelentes, cuja transmissão de conhecimento aos seus alunos possibilitam a ascensão social por meio do ensino público de qualidade, catalisador essencial deste ciclo virtuoso na humanidade.

“A ciência não é perfeita e muitas vezes é mal utilizada. É apenas uma ferramenta, mas é a melhor ferramenta que temos. Auto-corretiva, flexível, aplicável a tudo: com esta ferramenta, vencemos o impossível.

(Carl Sagan)

RESUMO

Em contraste com os bancos comerciais, entidades de propriedade concentrada, cujo foco predominante reside na maximização do lucro; as cooperativas de crédito são socialmente orientadas e coletivamente geridas, com produtos e serviços similares aos de um banco comercial. Com isso, o estudo objetiva entender como essas entidades se diferenciam e se comportam em relação às variáveis risco, rentabilidade e eficiência. O estudo empregou o modelo de Vetor Autorregressivo para Dados em Painel (PVAR), com dados das cooperativas de crédito e bancos comerciais brasileiros entre 2011 e 2021, oriundos do Banco Central do Brasil (BCB). Os resultados revelam disparidades significativas: bancos comerciais apesar de apresentarem rentabilidade e risco menores que as cooperativas de crédito, demonstraram uma eficiência maior. Os resultados das Funções Generalizadas de Resposta ao Impulso (GIRF), obtidos após a estimativa do modelo PVAR, indicaram que, para as cooperativas de crédito, um choque na rentabilidade desencadeia uma reação negativa em sua própria rentabilidade, assim como em bancos comerciais. Um choque em risco está associado ao aumento da rentabilidade, sugerindo adaptabilidade das cooperativas de crédito a riscos mais elevados, contrastando com os bancos comerciais. As alterações observadas em eficiência afetaram minimamente a rentabilidade de cooperativas de crédito e bancos comerciais. A influência da amostra nos resultados da GIRF foi relevante, pois amostras demasiadamente heterogêneas de cooperativas de crédito demonstraram resultados pouco confiáveis em relação às amostras mais homogêneas. Este estudo contribui para a compreensão das idiosincrasias de cooperativas de crédito e bancos comerciais brasileiros, além de fornecer algoritmos para tratamentos de dados provenientes do BCB.

Palavras-chave: Cooperativas de Crédito; Bancos Comerciais; Vetores Autorregressivos; Análise Envoltória de Dados; Método Generalizado de Momentos

ABSTRACT

In contrast to commercial banks, entities with concentrated ownership, whose predominant focus lies on maximizing profit; Credit cooperatives are socially oriented and collectively managed, with products and services similar to those of a commercial bank. Therefore, the study aims to understand how these entities differ and behave in relation to the variables risk, profitability and efficiency. The study used the Vector Autoregressive Panel Data (PVAR) model, with data from Brazilian credit unions and commercial banks between 2011 and 2021, originating from the Central Bank of Brazil (BCB). The results reveal significant disparities: commercial banks, despite presenting lower profitability and risk than credit unions, demonstrated greater efficiency. The results of the Generalized Impulse Response Functions (GIRF), obtained after estimating the PVAR model, indicated that, for credit cooperatives, a shock to profitability triggers a negative reaction in their own profitability, as well as in commercial banks. A risk shock is associated with increased profitability, suggesting the adaptability of credit unions to higher risks, in contrast to commercial banks. The observed changes in efficiency minimally affected the profitability of credit unions and commercial banks. The influence of the sample on the GIRF results was relevant, as excessively heterogeneous samples of credit unions demonstrated unreliable results in relation to more homogeneous samples. This study contributes to the understanding of the idiosyncrasies of Brazilian credit unions and commercial banks, in addition to providing algorithms for processing data from the BCB.

Keywords: Credit Cooperatives; Commercial Banks; Vector Autoregression; Data Envelopment Analysis; Generalized Method of Moments.

RESUMEN

A diferencia de los bancos comerciales, entidades con propiedad concentrada, cuyo enfoque predominante radica en maximizar las ganancias; Las cooperativas de crédito tienen una orientación social y una gestión colectiva, con productos y servicios similares a los de un banco comercial. Por tanto, el estudio pretende comprender cómo se diferencian y comportan estas entidades en relación con las variables riesgo, rentabilidad y eficiencia. El estudio utilizó el modelo Vector Autoregressive Panel Data (PVAR), con datos de cooperativas de crédito y bancos comerciales brasileños entre 2011 y 2021, provenientes del Banco Central de Brasil (BCB). Los resultados revelan disparidades significativas: los bancos comerciales, a pesar de presentar menor rentabilidad y riesgo que las cooperativas de crédito, demostraron una mayor eficiencia. Los resultados de las Funciones de Impulso-Respuesta Generalizadas (GIRF), obtenidos tras estimar el modelo PVAR, indicaron que, para las cooperativas de crédito, un shock en la rentabilidad desencadena una reacción negativa en su propia rentabilidad, así como en los bancos comerciales. Un shock de riesgo se asocia con una mayor rentabilidad, lo que sugiere la adaptabilidad de las cooperativas de crédito a mayores riesgos, a diferencia de los bancos comerciales. Los cambios observados en la eficiencia afectaron mínimamente la rentabilidad de las cooperativas de crédito y los bancos comerciales. La influencia de la muestra en los resultados del GIRF fue relevante, ya que muestras excesivamente heterogéneas de cooperativas de crédito demostraron resultados poco confiables en relación con muestras más homogéneas. Este estudio contribuye a la comprensión de la idiosincrasia de las cooperativas de crédito y los bancos comerciales brasileños, además de proporcionar algoritmos para el procesamiento de datos del BCB.

Palabras llave: Cooperativas de Crédito; Bancos Comerciales; Vector Autorregresivo; Análisis de Envoltura de Datos; Método Generalizado de Momentos.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Sistema Financeiro Nacional.....	18
Figura 2 - Dados do Balancete e Balanços Patrimoniais	34
Figura 3 - Dados do IF.Data	35
Figura 4 - Dados Cadastrais de Entidades Supervisionadas	36
Figura 5 - PDF em Rentabilidade	53
Figura 6 - PDF em Risco	53
Figura 7 - PDF em Eficiência	54
Figura 8 - PDF em Tamanho	54
Figura 9 - <i>Box Plots</i> do Risco	59
Figura 10 - <i>Box Plots</i> do Tamanho	60
Figura 10 - <i>Box Plots</i> da Rentabilidade	60
Figura 11 - <i>Box Plots</i> da Eficiência	61
Figura 12 - Raízes da matriz companheira, cooperativas de crédito	68
Figura 13 - Raízes da matriz companheira, bancos comerciais	69
Figura 14 - Resultados da GIRF, cooperativas de crédito (n=100)	70
Figura 15 - Resultados da GIRF, cooperativas de crédito (n=809)	71
Figura 16 - Resultados da GIRF, bancos comerciais	72

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Variáveis de entrada e saída do modelo DEA	39
Tabela 2 - Operações de risco elencadas pelo BCB	40
Tabela 3 - Contas Contábeis e códigos COSIF utilizados para calcular o ROA ...	41
Tabela 4 - Resultados do teste Shapiro-Wilk	50
Tabela 5 - Resultados do teste Mann-Whitney U, para diferença de amostras	54
Tabela 6 - Resultados do teste Mann-Whitney U, para diferença de amostras	55
Tabela 7 - Estatística descritiva das variáveis	56
Tabela 8 - Resultados dos critérios de informação para as três amostras	60
Tabela 9 - Estimativas PVAR, GMM de duas etapas, com transformação FOD ...	62

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AIC	Critério de Informação de Akaike
BCB	Banco Central do Brasil
BNDES	Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social
BIC	Critério de Informação Bayesiano
CMN	Conselho Monetário Nacional
CNPJ	Cadastro Nacional de Pessoas Jurídicas
COSIF	Padrão Contábil das Instituições Reguladas pelo Banco Central do Brasil
DEA	Análise por Envoltória de Dados
DMU	Unidades de Decisão
FD	Transformação de Primeira Diferença
FOD	Transformação de Desvios Ortogonais Diretos
GIRF	Funções de Resposta ao Impulso Generalizado
GMM	Método Generalizado de Momentos
IRF	Funções de resposta ao impulso
HQIC	Critério de Informação de Hannan-Quinn
PDF	Função de Densidade de Probabilidade
PVAR	Vetor Autorregressivo para Dados em Painel
ROA	Retorno sobre o Ativo

ROE Retorno sobre o Patrimônio Líquido

SFN Sistema Financeiro Nacional

VAR Vetor Autorregressivo

VRS Retorno Variável à Escala

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO.....	13
2 REVISÃO DA LITERATURA.....	16
2.1 SISTEMA FINANCEIRO NACIONAL.....	16
2.2 BANCOS.....	17
2.3 COOPERATIVAS DE CRÉDITO.....	18
2.4 COOPERATIVAS DE CRÉDITO E BANCOS.....	19
2.5 RISCO.....	21
2.5.1 Risco em Bancos.....	21
2.5.2 Risco em Cooperativas de Crédito.....	22
2.6 EFICIÊNCIA.....	24
2.6.1 Eficiência em Bancos.....	24
2.6.2 Eficiência em Cooperativas de Crédito.....	25
2.7 RENTABILIDADE.....	26
2.7.1 Rentabilidade em Bancos.....	27
2.7.2 Rentabilidade em Cooperativas de Crédito.....	28
3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS.....	30
3.1 A FILOSOFIA DA CIÊNCIA COMO ESQUELETO DA DISSERTAÇÃO..	30
3.2 BASE DE DADOS.....	31
3.3 SOFTWARES.....	34
3.4 VARIÁVEIS DE INTERESSE.....	35
3.5 TESTE DE DISTRIBUIÇÃO DE NORMALIDADE.....	40
3.6 MODELO EMPÍRICO.....	41
3.6.1 Modelo de Vetor Autorregressivo para Dados em Painel (PVAR).....	41
3.6.2 Estimador GMM com Condições de Momento de Primeira Diferença..	45
3.6.3 Transformação de Desvios Ortogonais Diretos (FOD).....	46
3.6.4 Testes de Estabilidade.....	47
4 RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	48
4.1 ANÁLISE DESCRITIVA.....	48
4.1.1 A Rentabilidade de Bancos Comerciais e Cooperativas de Crédito.....	50
4.1.2 O Risco de Bancos Comerciais e Cooperativas de Crédito.....	51
4.1.3 A Eficiência de Bancos Comerciais e Cooperativas de Crédito.....	53
4.1. O Tamanho de Bancos Comerciais e Cooperativas de Crédito.....	54
4.2 CRITÉRIOS DE INFORMAÇÃO PARA SELEÇÃO DO MODELO.....	55
4.3 ESTIMATIVA DE PAINEL DINÂMICO GMM.....	57
4.3.1 Testes de Estabilidade (eigenvalue).....	61
4.3.2 Função de Resposta ao Impulso Generalizado.....	63
5 CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	68
REFERÊNCIAS.....	72
APÊNDICE - A.....	86

APÊNDICE - B.....	91
APÊNDICE - C.....	96
APÊNDICE - D.....	101
APÊNDICE - E.....	109

1 INTRODUÇÃO

O acesso a fontes de financiamento é considerado um importante instrumento para o crescimento econômico (ABU-BADER; ABU-QARN, 2008; BECK; DEMIRGUC-KUNT, 2004; JALILIAN; KIRKPATRICK, 2002; KING; LEVINE, 1993; SPEARS, 1992). Porém, há uma parcela da população que encontra barreiras ao sistema financeiro tradicional. Fatores como distância geográfica, pontuação de clientes e falta de garantias de pagamento podem ser algumas das razões pelas quais uma parcela da população permanece excluída do sistema financeiro (GUTIÉRREZ et al, 2017).

Definida como o acesso e uso de serviços financeiros de instituições financeiras formais, a inclusão financeira tem ganhado crescente atenção entre formuladores de políticas públicas e pesquisadores (ALLEN et al., 2016; FUNCÁGOVÁ; WEILL, 2014). De acordo com Chen e Jin (2017), a falta de acesso ao crédito pode causar vulnerabilidade financeira para as famílias e perda econômica para um país.

O fornecimento de crédito, um dos serviços financeiros disponíveis, vem se transformando e ocupando um grande espaço na sociedade contemporânea. Constituinte da base da formação do sistema financeiro, suas funções se distinguem desde a custódia e monitoramento do capital de superavitários, até o aumento da liquidez (STIGLITZ, 1998). Em meio a isso, entidades financeiras surgem como agentes provedores de crédito. Nelas acabam se destacando figuras como bancos e cooperativas de crédito.

Bancos são entidades que visam à obtenção do lucro, uma das razões de seus empréstimos serem acompanhados de um alto custo (SOTIROVA, 2012). Sob seu guarda-chuva, surgem os bancos do tipo comercial, cujas atividades se assemelham às desempenhadas pelas cooperativas de crédito. De acordo com a Resolução CMN 2.099/94, os bancos comerciais são “instituições financeiras privadas ou públicas que têm como objetivo principal proporcionar recursos necessários para financiar, a curto e a médio prazos, o comércio, a indústria, as empresas prestadoras de serviços, as pessoas físicas e terceiros em geral”.

O caráter oligopolístico dos bancos é uma das grandes barreiras à inclusão financeira (BOITANO; ABANTO, 2020; FREEL et al, 2012; POLLONI-SILVA et al, 2021). Além disso, um estudo feito em 2015 com 26 países, encontrou que o Brasil é o país com o maior spread médio bancário (CRUZ, 2015), o que prejudica os agentes deficitários na hora de tomar um empréstimo. Freitas e Paula (2010) avaliaram as implicações da consolidação

bancária após o Plano Real na concessão e distribuição de crédito regional, e obtiveram indícios de que houve um efeito negativo sobre a disponibilidade regional do crédito, sobretudo nas regiões menos desenvolvidas do Brasil, similares aos resultados de Menezes (2007).

Por outro lado, as cooperativas de crédito por não possuírem finalidades lucrativas e serem regidas por meio do autofinanciamento, possibilitam o acesso ao crédito com menor custo e distribuem suas sobras aos associados, proporcionalmente às suas contribuições. O autofinanciamento fortalece a percepção de que os membros são colaboradores da instituição, contribuindo para um bom desempenho de pagamento (HUPPI; FEDER, 1990). Porém, tanto as taxas de juros cobradas de cooperados deficitários quanto as taxas pagas aos membros superavitários, além das sobras a serem distribuídas, podem ser influenciadas por interesses conflituosos dos cooperados (CARVALHO et al. 2015). Assim, incentivos e decisões que favoreçam os cooperados podem acabar comprometendo a eficiência, aumentando riscos e diminuindo a rentabilidade operacional dessas entidades.

Um estudo feito na Índia, por Lal (2018), revelou que a inclusão financeira através de cooperativas de crédito tem impacto direto e significativo no desenvolvimento rural. Na Nigéria, um dos fatores que aumentam significativamente a probabilidade do acesso ao crédito agrícola, é se filiar a uma cooperativa (GIROH et al; 2021). No México, Lázaro e Sosa (2020) demonstraram que o crescimento de cooperativas de crédito estimulou o aumento da quantidade de créditos concedidos, impactando positivamente a inclusão financeira. Na Espanha, em áreas de baixa densidade populacional e com pouca representação de bancos, as cooperativas de crédito mobilizam recursos e ativos locais, favorecendo a criação de redes de negócios, consolidação do capital social e de novas estruturas produtivas (ALCARAZ; MONTEAGUDO; TORMO, 2021). No Brasil, Jacques e Gonçalves (2016) avaliaram o impacto produzido por cooperativas de crédito nas rendas de 3.580 municípios brasileiros, concluindo que produzem um efeito positivo na renda do município e sugerindo que cooperativas de crédito são uma potencial solução para a carência de crédito.

Considerando o exposto, o objetivo da pesquisa é responder à seguinte questão: como as variáveis risco, rentabilidade e eficiência se comportam, diferenciam, e se influenciam em bancos comerciais e cooperativas de crédito?

Sendo assim, o estudo se divide em cinco capítulos, incluindo esta introdução, a revisão da literatura, onde são apresentados conceitos para a compreensão da pesquisa, bem como o estado da arte relacionado ao seu escopo. O capítulo três aborda os processos

metodológicos, onde se explica a extração dos dados, técnicas e modelos empregados. O capítulo quatro demonstra os resultados e discussões da pesquisa proposta. Por último, o quinto capítulo levanta as limitações e considerações finais do estudo, bem como propostas para futuras pesquisas.

2 REVISÃO DA LITERATURA

Ao examinar o que é dito na literatura a respeito de bancos e cooperativas de crédito acerca de suas estruturas e funções, é possível fornecer o contexto necessário para a comparação dessas entidades. Tais características são descritas neste capítulo.

2.1 SISTEMA FINANCEIRO NACIONAL

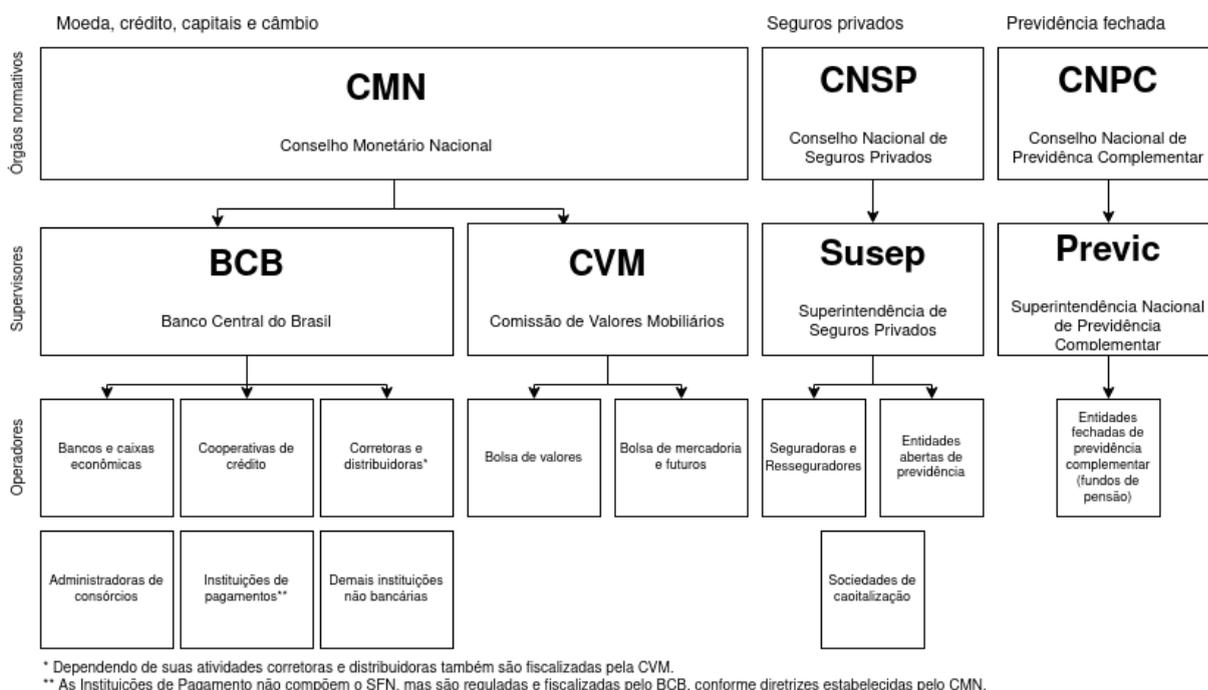
De acordo com o BCB, o Sistema Financeiro Nacional (SFN) é uma rede de entidades e instituições que desempenham um papel fundamental na intermediação financeira do Brasil, permitindo que credores e tomadores de recursos realizem transações financeiras. Através deste sistema, indivíduos, empresas e o próprio governo conduzem a maioria de suas atividades financeiras, incluindo o pagamento de dívidas e a realização de investimentos.

O SFN compreende agentes normativos, supervisores e operadores. Os órgãos normativos estabelecem regras para o funcionamento do sistema, os supervisores têm a responsabilidade de garantir que se cumpram as diretrizes estabelecidas pelos órgãos normativos, e os operadores desempenham o papel de intermediação, através do oferecimento de serviços financeiros para agentes deficitários ou superavitários.

No Brasil, o principal ramo do SFN é composto por quatro tipos de mercado: o monetário, que fornece à economia papel-moeda e moeda escritural; o mercado de crédito, que fornece recursos para o consumo das pessoas em geral e para o funcionamento das empresas; o mercado de capitais, que permite às empresas captarem recursos de terceiros; e o mercado de câmbio, que compra e vende moeda estrangeira.

Bancos e cooperativas de crédito são operadores do SFN. Suas relações e submissão dentro do SFN estão ilustradas na Figura 1, oriunda de um esquemático do Banco Central do Brasil (BCB)

Figura 1 - Sistema Financeiro Nacional



Fonte: BCB

Como demonstrado na Figura 1, bancos e cooperativas de crédito são operadores de um dos quatro tipos de mercado do SFN: o mercado de crédito. Além disso, são sujeitos ao mesmo supervisor: BCB, e regulados pelo mesmo órgão normativo, Conselho Monetário Nacional (CMN).

2.2 BANCOS

Nos bancos, diferentemente das cooperativas de crédito, há uma separação explícita entre gestão e propriedade, que passa por um monitoramento da concentração de poder (BELLATO, 2022). São entidades financeiras que intermedeiam, coletam e fornecem depósitos e financiamentos, além de desempenhar um papel na gestão de ativos e passivos (METTENHEIN, 2010).

No Brasil, os bancos são supervisionados pelo BCB, e divididos em sete tipos: banco de câmbio, que compra e vende moeda estrangeira; banco comercial, que capta recursos através de depósitos à vista e a prazo, e intermedeia recursos entre agentes econômicos superavitários e deficitários; banco de desenvolvimento, que financia a média e longo prazos, projetos que visam ao desenvolvimento econômico e social, além de captar recursos a prazo,

repassa e fundos de investimentos; banco de investimentos, que realizam empréstimos de capital fixo ou de giro, e captam recursos por meio de depósitos a prazo e interfinanceiros, mas não operam com depósitos à vista; banco múltiplo, que tem a mesma função de um banco comercial, além de acumular funções de outras carteiras, como a de investimento ou de câmbio; Caixa Econômica Federal, uma empresa pública atuante como banco comercial, que prioriza empréstimos e financiamentos de projetos sociais; e, por último, o Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social (BNDES), uma empresa pública federal, que fornece financiamentos de longo prazo (BCB, 2023).

De acordo com Triner (2000), o sistema bancário brasileiro passou por três fases distintas antes de se consolidar. Primeiro, entre 1889 e 1906, a expansão do sistema bancário foi interrompida pela recessão, e os bancos passaram a se tornar parte integrante do sistema financeiro. Em segundo, entre 1906 e 1918, o sistema bancário foi reorganizado e consolidado, permitindo que os bancos se integrassem à economia, por meio da criação de uma rede nacional de agências. Finalmente, entre 1918 e 1930, iniciou-se uma crescente dependência de fontes domésticas de capital, ampliando, assim, o papel dos bancos.

Há estudos que investigam o papel, a estratégia e desempenho dos bancos, como sua origem, podendo ser doméstico ou estrangeiro; seu tamanho, podendo ser grande ou pequeno; tipo de controle, podendo ser público ou privado; ou tipo de setor, como varejo, tesouraria, negócios e crédito (ALTUNBAS; EVANS; MOYNEUX, 2001; MEGGINSON, 2005).

2.3 COOPERATIVAS DE CRÉDITO

Cooperativas são entidades autônomas de propriedade coletiva e controle democrático, formadas pela união voluntária de pessoas com aspirações econômicas em comum (ICA, 2023). Oferecem a seus associados produtos e serviços financeiros de forma análoga a um banco comercial, mas com natureza societária distinta (BCB, 2023). Não apresentam finalidade lucrativa, apesar de buscarem atender aos interesses comuns de seus membros por meio do fornecimento de serviços financeiros. Seu benefício econômico deriva do oferecimento de melhores taxas de juros sobre poupança e empréstimos do que aquelas fornecidas por bancos (RUBIN et al., 2013).

As sobras, denominação do *superávit* para cooperativas de crédito, são repartidas aos cooperados conforme suas contribuições para a cooperativa. Situação oposta ocorre quando ao invés de sobras, a cooperativa de crédito registra perdas, que também são rateadas aos cooperados, de forma proporcional aos serviços usufruídos (BCB, 2023).

De acordo com a Lei nº 5.764/1971, o regime jurídico de sociedades cooperativas pode ser dividido em três tipos: singulares, centrais e confederações. As singulares são constituídas por, pelo menos, vinte pessoas, sendo permitida a admissão de pessoas jurídicas que possuam atividades econômicas correlatas às de pessoa física, ou, ainda, aquelas sem fins lucrativos. As cooperativas centrais ou federações de cooperativas são formadas por, pelo menos, três cooperativas singulares filiadas. Já as confederações de cooperativas centrais são constituídas por, pelo menos, três cooperativas centrais ou federações de cooperativas, da mesma ou de diferentes modalidades.

Há diferentes abordagens de estudo sobre cooperativas de crédito, como investigações sobre seus diferentes tamanhos, custos, fusões, conflitos entre membros e o desempenho econômico de cooperativas de crédito (WOLKEN; NAVRATIL, 1980; GODDARD et al. 2008; BAUER et al. 2009; JOO et al. 2017). Tema também estudado é a relevância social que as cooperativas de crédito possuem por serem provedoras de crédito (DRAKEFORD; GREGORY, 2008; MARTINEZ; FERNANDEZ, 2017). Ademais, por serem controladas pelos cooperados, que ao mesmo tempo são proprietários e clientes, há a possibilidade que decisões sejam feitas em detrimento da sobrevivência da cooperativa (LIMA; ARAÚJO; AMARAL, 2008).

2.4 COOPERATIVAS DE CRÉDITO E BANCOS

Périlleux, Vanroose e D'Espallier (2016) investigaram a influência da abertura de bancos comerciais em cooperativas de crédito em 55 economias emergentes. Concluíram que cooperativas de crédito tendem a alcançar mais membros em países onde o setor bancário comercial é fraco. Além disso, os autores pontuam que as cooperativas de crédito correm o risco de serem excluídas no processo de expansão dos bancos comerciais, apesar de terem algum tipo de benefício com a presença bancária, como a mobilização de poupança.

Bittencourt et al. (2017) compararam bancos múltiplos e cooperativas de crédito brasileiros a fim de entender a rentabilidade entre essas instituições. Para isso, utilizaram o ROA como indicador de rentabilidade e encontraram uma relação negativa e significativa com a eficiência de ambas as entidades. Porém, por utilizarem uma variável *dummy* para bancos múltiplos e cooperativas de crédito, não é possível entender as diferenças intrínsecas às entidades.

Um outro estudo conduzido no Brasil investigou a evolução em eficiência de escala e tecnológica de cooperativas de crédito e bancos múltiplos, entre 2009 e 2013, utilizando o

Índice de Malmquist. Afirmaram que, em alguns anos, as cooperativas de crédito tiveram maiores avanços em tecnologia e eficiência do que os bancos mas não empregaram testes de hipótese para verificar se a afirmação é de fato significativa, porém dentre suas variáveis de saída escolheram a totalidade das Operações de Crédito para cada entidade, não levando em conta que dentre as operações de crédito existem classificações dentro da própria COSIF que caracterizam aquelas operações como de alto risco. Ainda, não é possível saber qual técnica de cluster empregaram para agrupar as entidades similares e também não aplicaram testes de hipótese para afirmar se a eficiência é maior ou menor em determinadas distribuições (BITTENCOURT et al, 2016)

Matias et al (2014) estudaram como eficiência e receita se comportam em bancos e cooperativas de crédito brasileiros entre 2002 e 2012. Os bancos demonstraram maiores níveis de eficiência e receitas quando comparados com as cooperativas de crédito. Diferentemente da maioria dos estudos envolvendo variáveis de eficiência, que geralmente utilizam análise envoltória dos dados para cálculo da pontuação de eficiência, os autores encontraram o indicador de eficiência por meio do Resultado Bruto de Intermediação Financeira somado às Perdas Estimadas com Clientes de Liquidação Duvidosa e às Receitas de Prestação de Serviços sobre as Despesas administrativas mais Despesas de Pessoal.

Bonizio e Silva (2018) investigaram as taxas oferecidas aos seus cooperados pela Credicitrus, concluíram que os bancos comerciais ofereciam uma opção mais válida do que a cooperativa em sua região. O estudo dos autores optou por comparar bancos demasiadamente grandes em comparação à cooperativa, não levando em conta as ordens de grandeza díspares entre as entidades, já que seus objetivos e maturidades podem ser diferentes.

Os estudos examinados revelam uma compreensão multifacetada da relação entre cooperativas de crédito e bancos. A pesquisa de Périlleux, Vanroose e D'Espallier (2016) destaca a influência inversa entre a expansão do setor bancário comercial e a sobrevivência de cooperativas de crédito, alertando para possíveis riscos de exclusão. Bittencourt et al. (2017) comparam a rentabilidade entre as entidades, encontrando similaridade no ROE. Bonizio e Silva (2018) encontraram que bancos comerciais oferecem opções mais benéficas do que uma cooperativa de crédito no Sul brasileiro, embora não tenham levado em conta as disparidades intrínsecas a cada grupo colocando uma variável controle para amenizar a tendência de viés.

2.5 RISCO

Quando se trata do uso de índices contábeis para previsão de problemas financeiros pode-se citar Beaver (1966) que propôs um dos primeiros modelos de previsão de dificuldades financeiras e Altman (1968) que estudou a falência de empresas, utilizando indicadores contábeis conjuntamente.

No Brasil, Brito e Assaf (2008) desenvolveram um modelo de classificação de risco de crédito para o setor bancário, utilizando regressão logística e índices econômico-financeiros como variáveis explicativas para relacionar o evento de *default* e a situação econômico-financeira da empresa, a partir de suas demonstrações contábeis.

Polanski, Stoja e Zhang (2013) propuseram uma estrutura não paramétrica com aplicações econômicas e estatísticas para a avaliação de previsões de densidade multidimensional, valor em risco multidimensional e dependência de risco. Gourio (2013) incorpora a teoria de estrutura de capital de *trade-off* em um modelo de ciclo de negócios real com um risco de desastre econômico pequeno e exógenamente variável no tempo.

Boucher et al. (2014) propuseram uma estrutura geral para o cálculo de medidas de risco que poderiam impactar outra crise financeira global.

Carpitella et al. (2018) focou na importância do comportamento humano na indústria e propôs uma abordagem baseada em tomada de decisão multicritério para apoiar a avaliação de risco organizacional em ambientes industriais, com o objetivo de destacar as prioridades de intervenção.

Mourouzidou, Milidonis e Stathopoulos (2019) exploraram como fatores culturais podem afetar a propensão ao risco. Apesar da supervisão regulatória que rege os bancos europeus, a pesquisa revelou uma relação significativa entre valores culturais, como individualismo e hierarquia, e a propensão ao risco bancário doméstico. Viram também que associação não é verdadeira para bancos globais.

No campo da aplicação de aprendizado de máquina, Leo e Sharma (2019) exploraram técnicas aplicadas ao gerenciamento de risco bancário, incluindo risco de crédito, risco de mercado, risco operacional e risco de liquidez.

2.5.1 Risco em Bancos

Quanto os estudos envolvendo risco em bancos, há quem investigue a estrutura de risco de *holdings* bancárias e o efeito das atividades de fundos mútuos sobre o risco bancário e a lucratividade no período de 1987 a 1994 (GALLO; APILADO; KOLARI, 1996).

Outros pesquisadores concluíram que regulação governamental e supervisão mais rígidas reduzem o risco bancário, embora dependam do nível de desenvolvimento do país (KLOMP; DE, 2014). No Japão, país desenvolvido economicamente, um estudo encontrou que a regulamentação bancária afetou de forma mais intensa bancos internacionais do que domésticos, visto que estes gozavam de tratamentos preferenciais do Estado (TONGURAI; VITHESSONTHI, 2020).

Relacionando risco de crédito bancário, rentabilidade e estabilidade, My (2020) usa dados de 2005 a 2019, com métodos Pooled OLS, FEM, REM e GMM e o teste de Sobel, para encontrar que risco de crédito bancário, rentabilidade e estabilidade possuem relação direta e indireta parcial.

A partir desses estudos, é possível compreender que, no âmbito de riscos em entidades bancárias, Gallo, Apilado e Kolari (1996) examinaram a estrutura de risco de holdings bancárias e investigaram o efeito das atividades de fundos mútuos sobre o risco bancário e a lucratividade no período de 1987 a 1994. Tongurai e Vithessonthi (2020) investigaram o efeito da regulamentação bancária na propensão aos riscos *ex-ante* bancários. Klomp e De (2014) concluíram que regulação governamental e supervisão mais rígidas têm o potencial de reduzir o risco bancário, considerando a dependência do nível de desenvolvimento do país. Essas pesquisas enfatizam a importância das estratégias regulatórias para promover a estabilidade financeira no setor bancário. My (2020) analisou a relação entre risco de crédito bancário, rentabilidade e estabilidade utilizando dados de 2005 a 2019, empregando métodos como Pooled OLS, FEM, REM e GMM, além do teste de Sobel, e constatou relações diretas e indiretas parciais entre esses fatores. Acharya, Hasan e Saunders (2006) destacaram que a diversificação nem sempre garante maior segurança para os bancos.

2.5.2 Risco em Cooperativas de Crédito

Ely (2014) estudou risco em cooperativas de crédito estadunidenses com diferentes tipos de associação, utilizando como risco a probabilidade de falência e de violação de normas de regulamentação do mercado. A pesquisa encontrou que o risco dessas cooperativas possui relação negativa e significativa com sua quantidade de ativos, além de que as diferenças de risco se dão possivelmente à volatilidade de ROA e Patrimônio Líquido, embora diminuam à medida em que os ativos crescem.

Nos Estados Unidos, Walke, Fullerton e Tokle (2018) avaliaram a precificação de empréstimos baseada em risco, onde as taxas de juros variam de acordo com os níveis de

risco do deficitário. Encontraram que, para níveis médios de risco, mensurados pelas taxas de inadimplência, a quantidade de empréstimos é mais baixa para cooperativas que adotam a precificação baseada em risco em comparação às não adotantes. Isso sugere que a concessão de empréstimos aumenta principalmente para mutuários de baixo risco, o que contrasta com a alegação de que a precificação baseada em risco beneficia principalmente mutuários de alto risco.

Utilizando um modelo de rede neural artificial otimizada por enxame de partículas, Changjian e Peng (2017) avaliaram o risco de crédito para cooperativas de crédito rural, e estabeleceram um sistema de índice de avaliação de risco de crédito.

Unda e Ranasinghe (2021) investigaram a remuneração da diretoria sobre o risco de insolvência em cooperativas de crédito, e descobriram que a remuneração do conselho tem dois efeitos sobre o risco de insolvência que dependem do tamanho da cooperativa de crédito; para pequenas, conselhos voluntários estão associados a menor probabilidade de risco de insolvência, enquanto que em grandes, conselhos bem pagos estão associados a uma menor probabilidade de risco de insolvência.

Gimenes e Uribe (2006) testaram o uso de informações contábeis no processo de deterioração dos índices financeiros de cooperativas agropecuárias. Na mesma linha, pela importância do crédito rural no sistema financeiro, um estudo das cooperativas de crédito agropecuárias de Minas Gerais, chegou à conclusão de que capitalização, cobertura voluntária e crescimento de captação, são relevantes indicadores para a predição de insolvência (BRESSAN; BRAGA; LIMA, 2004).

Ampliando a amostra para todas as cooperativas de crédito de Minas Gerais, Bressan, Braga e Bressan (2006) encontraram que outros tipos de indicadores podem prever a probabilidade de insolvência das cooperativas de crédito. É o caso de “operações de crédito vencidas/carteira classificada total”, “capital institucional/ ativo total”, “ativos não direcionados com a atividade-fim da cooperativa/ativo total” e “rendas de prestação de serviços/despesas administrativas”.

Carvalho et al. (2015) utilizaram o encerramento de um CNPJ de uma cooperativa de crédito como variável “risco”. Não encontraram correlação significativa entre rentabilidade e sobrevivência de uma cooperativa de crédito, mas sim em seu tamanho.

Em resumo, há estudos que evidenciam que diferentes tipos de filiação podem influenciar o risco, com maiores volatilidades e índices mais baixos de rentabilidade em cooperativas comunitárias e de múltiplos títulos. Além disso, o estudo sobre a precificação

baseada em risco destaca a importância de avaliar como as ofertas de taxas de juros afetam o perfil dos tomadores de empréstimos em cooperativas de crédito. A aplicação de modelos de análise de risco e remuneração da diretoria revela complexidades na relação entre remuneração e risco de insolvência, variando de acordo com o tamanho da cooperativa. Esses estudos ampliam a compreensão das dinâmicas financeiras e de gestão de riscos no contexto específico das cooperativas de crédito.

2.6 EFICIÊNCIA

Charnes, Cooper e Rhodes (1978) desenvolveram um dos primeiros modelos de medidas de eficiência para unidades de decisão (DMU), a partir da conexão entre engenharia e abordagens econômicas para a eficiência, forneceram novas interpretações e aplicações para a avaliação e controle do comportamento gerencial.

Uma outra medida relacionada à proposta de Charnes-Cooper-Rhodes (CCR), é a medida baseada em folgas (SBM) de eficiência, proposta por Tone (2001), que usa a medida escalar para lidar diretamente com os excessos de entrada e as deficiências de saída da DMU em questão, podendo ser interpretado como uma busca pela maximização do lucro, em contraste com a maximização da razão do modelo CCR.

Estudos que analisam a eficiência operacional de organizações comumente empregam a DEA como técnica de avaliação de eficiência de entidades distintas. Isto não se difere em entidades financeiras como bancos e cooperativas de crédito. Por isso, as investigações que a elas competem são pormenorizadas nas subseções 2.6.1 e 2.6.2.

2.6.1 Eficiência em Bancos

Berger e DeYoung (1997) buscaram entender a eficiência de custo, por meio do emprego de técnicas de causalidade de Granger para testar hipóteses sobre as relações entre qualidade de empréstimo, eficiência de custo e capital bancário. Seus resultados sugeriram que empréstimos problemáticos precedem diminuições na eficiência de custo, que precedem diminuições em empréstimos de alto risco.

Usando uma grande amostra de empresas de nove países europeus, Shamshur e Weill (2019) investigaram a relação entre a eficiência dos bancos e o custo de crédito para tomadores. Encontraram evidências que apoiam a hipótese de que a capacidade dos bancos de operar com custos mais baixos está associada a taxas de empréstimo mais baixas e, portanto,

menor custo de crédito. No entanto, observaram que a eficiência varia com o tamanho da empresa e do banco.

Wanke et al. (2019) estudaram bancos de países do Oriente Médio e Norte da África para descobrir que o tipo de banco, origem e propriedade afetam os níveis de eficiência de maneira diferente o balanço patrimonial e indicadores de saúde financeira, embora o impacto da cultura e das barreiras regulatórias pareça prevalecer nos países.

Uma outra investigação que utilizando DEA, compara a eficiência de bancos brasileiros, europeus e estadunidenses, entre 2000 e 2007, concluiu que bancos brasileiros tendem a ser menos eficientes que os demais (STAUB; SOUZA; TABAK, 2010).

Esses estudos revelam uma série de interconexões complexas em eficiência no setor bancário. A pesquisa de Berger e DeYoung (1997) destaca a importância da qualidade dos empréstimos na eficiência de custo e na saúde financeira dos bancos. Shamshur e Weill (2019) destacam a relação entre eficiência e custo do crédito, influenciada pelo tamanho da empresa e do banco. Wanke et al. (2019) ampliam a compreensão ao explorar as implicações da origem, propriedade e cultura bancária na eficiência. E Staub, Souza e Tabak (2010) sugerem tendências entre tamanho, eficiência e lucratividade, mas também variações entre diferentes contextos geográficos e regulatórios.

2.6.2 Eficiência em Cooperativas de Crédito

Adusei, Poku e Akomea (2022) usaram abordagens paramétricas e DEA para analisar dados não balanceados, de 2012 a 2016, de 225 cooperativas de Gana. O estudo evidencia que a maioria delas não é tecnicamente eficiente. Com o objetivo de indagar se o vínculo dos gestores se conecta significativamente com a eficiência técnica das cooperativas de crédito, a análise paramétrica envolveu técnicas de regressão Probit e Logit. Mostrando que o vínculo dos gestores prejudica a eficiência técnica das cooperativas de crédito.

Martínez e Fernández (2016) construíram um índice de eficiência social para cooperativas de crédito espanholas de 2008 a 2014, através da abordagem DEA em dois estágios. O primeiro estágio revelou que as cooperativas de crédito espanholas atingiram um nível razoável de eficiência social, perto de 66%, e o segundo estágio com regressão truncada, revelou *insights* sobre fatores que influenciam a eficiência social. Os resultados indicaram que as cooperativas de crédito com maior proporção de agências em áreas urbanas tendem a apresentar menor eficiência social. Por outro lado, o tamanho e o número de pontos de

atendimento impactam positivamente na eficiência social. Além disso, as disparidades regionais na Espanha afetam significativamente os níveis de eficiência social.

McKillop, Glass e Ferguson (2002) examinaram medidas radiais e não radiais de eficiência de custo de entrada mais medidas de eficiência de escala das cooperativas de crédito do Reino Unido. Uma das sugestões para os altos níveis documentados de ineficiência podem ser indicativos do fato de que as cooperativas de crédito não estão competindo entre si por participação de mercado.

Outro estudo feito no Equador, que também utilizou DEA, revelou que as cooperativas de crédito mais eficientes foram aquelas que apresentaram maior rentabilidade, baixo nível de liquidez e cobertura de carteira e alta taxa de intermediação financeira (TORRES-INGA et al., 2022).

A constatação de que muitas cooperativas não atingem eficiência ideal em diferentes contextos, como Gana e Espanha, aponta para desafios na gestão ou até mesmo se a ineficiência se faz relevante numa sociedade do tipo cooperativa de crédito. Em conjunto, essas pesquisas contribuem para uma compreensão mais aprofundada da dinâmica e dos desafios das cooperativas de crédito em diferentes contextos, fornecendo *insights* relevantes.

2.7 RENTABILIDADE

Um estudo feito por Alabdullah (2022) investigou a relação entre dois conjuntos de variáveis: gestores independentes no conselho e o comitê de gestão de risco, e como impactam a lucratividade medida pelos indicadores ROE e ROA e participação de mercado. A análise de regressão múltipla em dados de empresas industriais jordanianas para o ano de 2017 encontrou apenas uma relação significativa entre o comitê de gestão de riscos, ROE e participação de mercado.

Alabdullah, Ahmed e Ahmed (2021) exploraram a relação entre mecanismos de controle e lucratividade organizacional. Através de dados de relatórios anuais de 65 organizações para 2019, indicaram que o tamanho do conselho de administração afeta significativamente a rentabilidade das empresas não financeiras na Jordânia. No entanto, o estudo também revela que o tamanho da organização em si tem um impacto insignificante na lucratividade organizacional.

Já no Brasil, Cassia et al. (2020) destacaram a importância da intangibilidade como um diferencial competitivo, pois a presença de recursos intangíveis raros e escassos pode gerar maior valor do que os recursos tangíveis. Aplicando o método generalizado de momentos

(GMM), numa amostra de 235 empresas de capital aberto, ao longo de nove anos, houve relações positivas entre a proporção de ativos intangíveis e os níveis de rentabilidade e produtividade das empresas.

Ao analisar os determinantes e os impactos na rentabilidade, é possível identificar áreas de melhoria e tomar decisões informadas para otimizar recursos e estratégias. A rentabilidade reflete não apenas a capacidade de geração de lucro, mas também a eficiência na alocação de recursos e o retorno sobre investimentos.

2.7.1 Rentabilidade em Bancos

Estudos como os de Paradi e Zhu (2013), Sharma et al. (2013), Bhatia et al. (2018) exploraram a relação entre a rentabilidade do setor bancário e fatores como reformas do setor financeiro, tamanho, escala, desregulamentação, reestruturação e propriedade.

Rahman, Yousaf e Tabassum (2020) investigaram os determinantes de rentabilidade do setor bancário do Paquistão. Através da técnica GMM em um painel de bancos paquistaneses de 2003 a 2017, revelaram que a adequação de capital impacta positivamente a lucratividade ajudando a absorver choques negativos e reduzindo falências bancárias. No entanto, os índices de liquidez, os indicadores do mix de negócios, as taxas de juros e a produção industrial afetam negativamente a rentabilidade dos bancos. O estudo conclui que os bancos paquistaneses não se beneficiam de economias de escala em relação ao desempenho financeiro.

Aspal, Dhawan e Nazneen (2019) analisaram dados de painel de 20 bancos indianos, de 2008 a 2014. Examinaram influências macroeconômicas em suas rentabilidades, usando o ROA como indicador de desempenho. Indicaram que variáveis como qualidade de ativos, eficiência de gestão, qualidade de ganhos e liquidez, juntamente com fatores macroeconômicos como PIB, impactam significativamente o desempenho financeiro de bancos indianos do setor privado.

Le e Ngo (2020) examinaram os fatores que influenciam a lucratividade dos bancos em 23 países de economias desenvolvidas e em desenvolvimento, entre 2002 e 2016. Através de GMM, os autores encontraram que o aumento no número de cartões bancários emitidos, caixas eletrônicos e terminais de ponto de venda contribuem positivamente para a lucratividade do banco. Além disso, indicaram que maior poder de mercado afeta negativamente a lucratividade dos bancos, destacando que a concorrência é benéfica nesse contexto. Além disso, o estudo estabelece uma correlação positiva entre o desenvolvimento

do mercado de capitais e a lucratividade do banco, sugerindo que se reforçam mutuamente para melhorar o desempenho geral do banco.

Os estudos revelam um panorama complexo sobre os determinantes da rentabilidade do setor bancário. Paradi e Zhu (2013), Sharma et al. (2013) e Bhatia et al. (2018) exploram reformas, tamanho e propriedade. O estudo paquistanês de Rahman, Yousaf e Tabassum (2020) destaca a importância da adequação de capital na lucratividade, enquanto Aspal, Dhawan e Nazneen (2019) exploram indicadores micro e macroeconômicos na Índia. Le e Ngo (2020) destacam a influência da expansão de canais bancários, concorrência saudável e desenvolvimento do mercado de capitais na lucratividade global dos bancos. Esses estudos contribuem para uma compreensão mais abrangente da rentabilidade bancária.

2.7.2 Rentabilidade em Cooperativas de Crédito

Carvalho (2008) estudou 172 cooperativas agropecuárias paulistas. Seu intuito era agrupar determinadas variáveis a fatores, através da Análise Fatorial. A rentabilidade, utilizada através de ROA e ROE, foi retirada de seu estudo. O autor justificou a retirada pelas cooperativas agropecuárias visarem à satisfação das necessidades econômicas dos associados, priorizando preços mais altos para seus produtos, em vez de contar com sobras eventuais.

Yitayaw (2021) examinou os fatores que influenciam a sustentabilidade financeira e a rentabilidade das cooperativas de crédito no leste da Etiópia usando dados de painel de 43 cooperativas de crédito no período de 2015 a 2019. A análise indicou que embora as cooperativas no leste da Etiópia apresentem sustentabilidade financeira, elas não são rentáveis. O modelo demonstrou que a mobilização e a taxa de empréstimo de depósitos, e a eficiência gerencial impactam positivamente a rentabilidade das cooperativas, enquanto a eficiência operacional tem um impacto negativo. Ademais, o índice de alavancagem e o número de mutuários ativos influenciam positivamente a sustentabilidade financeira das cooperativas de crédito.

Kule, Kamukama e Kijjambu (2020) investigaram os sistemas de gestão de crédito e o desempenho financeiro das cooperativas de crédito em Uganda. A pesquisa seccional de 93 cooperativas de crédito utilizou regressão linear para analisar os dados chegando às conclusões de uma relação moderada, positiva e significativa entre os sistemas de gestão de crédito e o desempenho financeiro das cooperativas de crédito de Uganda.

No contexto peruano, o trabalho feito por Virgilio et al. (2022) avaliou se as taxas de retorno de cooperativas de crédito peruanas são suportadas por um risco de crédito

proporcionalmente elevado. Os dados de 2007 a 2018 de 143 cooperativas peruanas foram usados para avaliar o risco de crédito no setor, incluindo análise financeira e modelos de risco. Há indicações que o risco é baixo em relação aos retornos oferecidos, sugerindo uma anomalia no mercado.

No Brasil, na linha de desempenho financeiro, Santos et al. (2019) examinaram o impacto do Programa Nacional de Microcrédito nas cooperativas de crédito brasileiras que oferecem microcrédito. Ao investigarem os efeitos das intervenções governamentais nas cooperativas de crédito envolvidas em operações de microcrédito, puderam identificar como tais intervenções influenciam o desempenho dessas entidades. Os resultados revelam efeitos positivos sobre o número de clientes e operações de microcrédito para cooperativas de crédito após mudanças regulatórias em 2011. Essas mudanças incluíram redução de taxas de juros, menores custos de transação, subsídios para participantes do programa e um impulso para os bancos públicos expandirem sua oferta de produtos produtivos e microcrédito direcionado. É importante ressaltar que as evidências sugerem que essas intervenções não comprometeram a sustentabilidade financeira das cooperativas de crédito.

A análise no leste da Etiópia destaca a dualidade entre sustentabilidade financeira e rentabilidade. Em Uganda, a conexão entre sistemas de gestão de crédito e desempenho financeiro sugere a relevância de práticas sólidas de crédito. No Peru, a avaliação das taxas de retorno e risco de crédito destaca uma possível anomalia no mercado. No Brasil, a influência positiva das intervenções governamentais no microcrédito ressalta a importância do apoio regulatório para o setor. Esses estudos, em conjunto, contribuem para um entendimento mais abrangente dos determinantes da performance das cooperativas de crédito em diversas geografias.

3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

A filosofia da ciência desempenha um papel fundamental na compreensão dos princípios que guiam a metodologia científica. Ela aborda questões como a natureza do conhecimento, a validade das teorias, a relação entre evidência e conclusões, e a estrutura do raciocínio lógico (SHAPER, 1964). Dentre as filosofias da ciência, as quatro causas de Aristóteles exercem uma influência significativa nas investigações filosóficas e científicas, proporcionando uma estrutura fundamental para a compreensão dos diversos aspectos da causalidade e da explicação no mundo. É por conta disso que as quatro causas aristotélicas servem como o alicerce conceitual dos procedimentos metodológicos desta dissertação.

3.1 A FILOSOFIA DA CIÊNCIA COMO ESQUELETO DA DISSERTAÇÃO

O conceito das quatro causas é central para a filosofia de Aristóteles. A causa material, a causa formal, a causa eficiente e a causa final fornecem uma estrutura para a compreensão dos princípios de causalidade e explicação no mundo (STEIN, 2011).

A causa material refere-se à substância ou matéria da qual algo é feito, destacando os componentes físicos e a composição de uma entidade, a causa formal refere-se à estrutura ou desenho essencial de um objeto, abrangendo suas características definidoras e disposição (PÉREZ, 2017). A causa eficiente envolve o agente ou processo que provoca a existência ou mudança de uma entidade, abordando os mecanismos e ações responsáveis pela sua realização (KILLEN, 2001). Por último, a causa final representa o propósito ou fim para o qual algo existe, indicando o objetivo final ou função a que serve (JOHNSON, 2005).

A causa material se refere aos elementos concretos e aos dados subjacentes à pesquisa, incluindo as cooperativas de crédito, os bancos comerciais, as variáveis de risco, rentabilidade e eficiência, bem como os dados do BCB. A causa eficiente é representada pelos métodos e procedimentos adotados na pesquisa, incluindo o modelo de Vetor Autorregressivo para Dados em Painel (PVAR) e as análises estatísticas realizadas. A causa formal é a estrutura conceitual da pesquisa, incluindo a identificação das variáveis de risco, rentabilidade e eficiência, bem como a abordagem de análise aplicada, como as Funções Generalizadas de Resposta ao Impulso (GIRF). A causa final diz respeito aos objetivos e propósitos da pesquisa. Neste caso, o objetivo final da pesquisa é compreender os comportamentos, diferenças e semelhanças entre cooperativas de crédito e bancos comerciais em relação a risco, rentabilidade e eficiência.

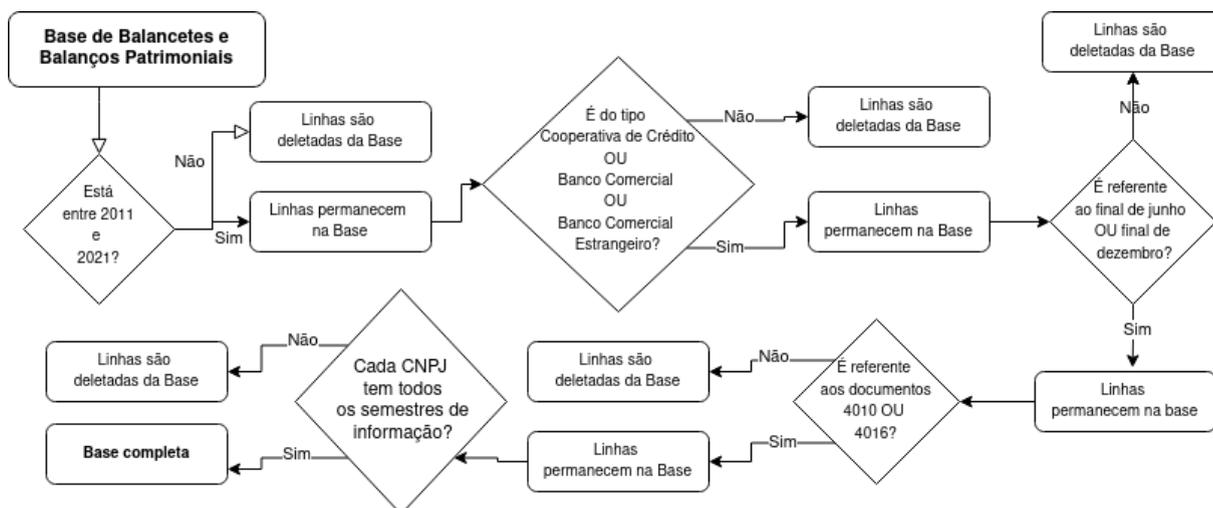
3.2 BASE DE DADOS

De acordo com a Resolução CMN nº 4.858/2020, as instituições autorizadas e supervisionadas pelo BCB devem adotar o COSIF em termos de escrituração, reconhecimento, mensuração e evidenciação contábeis. Sendo assim, a fonte majoritária das informações e dados utilizados no presente estudo foi o portal de dados abertos do BCB. Primeiramente, extraíram-se os Dados Cadastrais de Entidades Supervisionadas pelo BCB para todos os semestres analisados, entre o primeiro semestre de 2011 e o segundo semestre de 2021. Na sequência, os dados de Balancetes e Balanços Patrimoniais. No entanto, os documentos contábeis obtidos apresentavam informações somente até o terceiro nível de detalhamento do Plano de Contas. Considerando que a metodologia de cálculo da variável de eficiência empregada no presente estudo exige um nível maior de detalhamento de subcontas relacionadas a gastos e despesas com pessoal, foi necessária a busca de complementação dos dados por meio do acesso a informações do IF.data do BCB.

Na sequência, procedeu-se ao tratamento dos dados. Durante este processo, eliminam-se dados com ruídos ou inconsistências. Para isso, as três bases empregadas foram agrupadas e adotaram-se como critérios de seleção o período de 2011 a 2021, e tipo de entidade como cooperativa de crédito ou banco comercial. Os documentos COSIF selecionados para a extração dos Balancetes e Balanços Patrimoniais foram os documentos 4010 e 4016, formatos de documentos cujas entidades supervisionadas pelo BCB são obrigadas a reportar, seguindo formato e periodicidade específicos. Em relação às demais bases, como de Dados Cadastrais e IF.data, não se especificou o tipo de documento por não serem distinguidos na base. No entanto, para agrupar as três bases de dados empregou-se como chave de relacionamento o período, semestre e ano, e o número de identificação de cada entidade, com o CNPJ de oito dígitos.

Na Figura 2 ilustra-se o passo a passo para o agrupamento e tratamento da base de dados oriunda dos Balancetes e Balanços Patrimoniais.

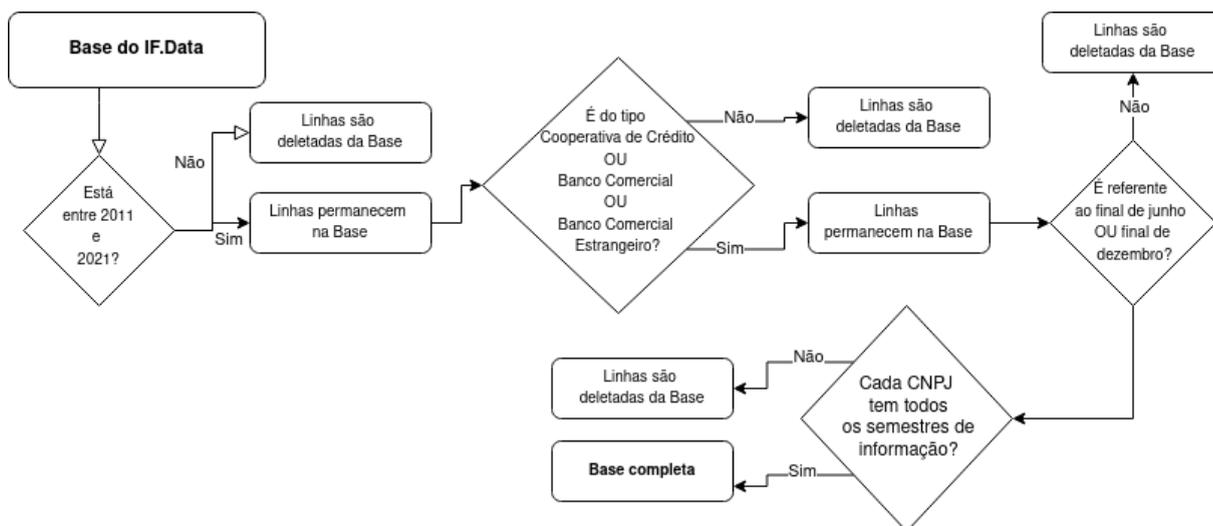
Figura 2 - Árvore de decisão: Dados do Balancete e Balanços Patrimoniais



Fonte: elaborado pela autora.

Como a base de Balancetes e Balanços Patrimoniais continha um nível de agregação maior de contas e como é necessário o uso de subcontas específicas para o cálculo da eficiência de cada CNPJ à partir do DEA, a base IF.Data foi utilizada. O algoritmo com seu tratamento está ilustrado na Figura 3.

Figura 3 - Árvore de decisão: Dados do IF.Data

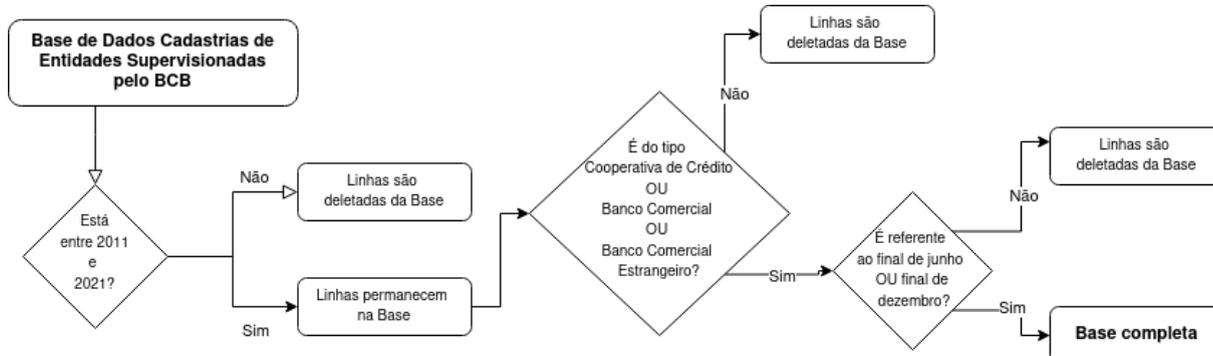


Fonte: elaborado pela autora.

Após o tratamento da base IF.Data, foi necessário o acesso às informações cadastrais das entidades do estudo. Para isso, extraiu-se os Dados Cadastrais de Entidades

Supervisionadas pelo BCB, que contém informações de endereço, tipo e situação da pessoa jurídica, também representados na Figura 4.

Figura 4 - Árvore de decisão: Dados Cadastrais de Entidades Supervisionadas



Fonte: elaborada pela autora.

Após as filtragens de documentos por período, observou-se a existência de cooperativas de crédito e bancos comerciais com informações incompletas ao longo do período de análise. Essa lacuna nas informações se deve ao fato de algumas organizações terem iniciado suas atividades após 2011 ou as que encerrarem suas operações durante o período de análise. Desse modo, optou-se por analisar somente as cooperativas de crédito e bancos comerciais com informações completas e balanceadas durante o período completo, ou seja, optou-se pela análise de um painel de dados balanceado com informações do primeiro semestre de 2011 até o segundo semestre de 2021.

Na sequência, analisaram-se os dados de todas as cooperativas de crédito e bancos comerciais remanescentes na base de dados. Considerando a grande variedade de cooperativas de crédito em termos de tamanho e, buscando uma análise de uma amostra mais homogênea, optou-se por agrupar as 100 maiores cooperativas em termos de ativo total médio no período de 2011 a 2021. Assim, foi possível reunir informações semestrais em um painel balanceado com informações de 11 bancos comerciais brasileiros e 809 cooperativas de crédito. Além da análise adicional do agrupamento das 100 maiores cooperativas.

No presente estudo, as variáveis de interesse são indicadores financeiros, que, por sua vez, são calculados a partir da relação entre contas contábeis. Em situações como essa, é comum a observação de *outliers*. *Outliers* podem causar distorções significativas nas estimativas de parâmetros ao utilizar testes paramétricos ou não paramétricos

(ZIMMERMANN, 1994, 1995, 1998). No entanto, é relevante destacar que uma parte significativa dos outliers pode representar dados reais. Ao optarmos por analisar apenas painéis balanceados, uma parte significativa dos *outliers* foi naturalmente eliminada da amostra. Contudo, decidimos manter os outliers restantes na base do estudo. Considerando que, nesse contexto, os outliers foram, na verdade, resultantes da própria natureza dos dados, tornando-os legítimos na amostra. Quando há suspeita de que os *outliers* sejam legítimos, Orr, Sackett e Dubois (1991) argumentam que deve-se mantê-los na amostra, pois é provável que representem a população como um todo.

Essa abordagem resultou na criação de um conjunto significativo de observações, abrangendo todos os semestres ao longo de dez anos. A disparidade na quantidade de observações entre as duas categorias de entidades analisadas, bancos comerciais e cooperativas de crédito, merece destaque. Entretanto, essa discrepância é inerente à realidade da estrutura do SFN que apresenta uma baixa densidade bancária por quantidade de habitantes. De acordo com Relatório de Cidadania Financeira do Banco Central do Brasil (2021), quase 70% dos brasileiros possuem relacionamento com o SFN através de bancos, sendo que dados oriundos da Relação de Agências e Postos de Atendimento das Instituições Financeiras e Filiais das Administradoras de Consórcio do Banco Central do Brasil indicam apenas 151 CNPJs existentes de bancos, comercial ou múltiplo, para lidar com toda a população brasileira. Desse modo, embora o número de bancos comerciais da amostra seja pequeno, ainda representa uma relevante parte da população.

3.3 SOFTWARES

Para o processo de tratamento e análise de dados foram utilizadas duas linguagens de programação, a linguagem Python e a linguagem R.

A linguagem Python desempenhou um papel importante no processo de extração, tratamento e exploração inicial dos dados. Nesse sentido, a biblioteca Pandas, de McKinney et al. (2011) foi essencial na análise exploratória dos dados, fornecendo funcionalidades essenciais para lidar com conjuntos de dados. Um componente adicional do processo analítico envolveu a DEA, técnica utilizada para avaliar a eficiência de diferentes unidades de decisão das instituições financeiras analisadas. Para este propósito utilizou-se um módulo específico do Python denominado PyDEA de Raith et al. (2012). O PyDEA permite a implementação da DEA e, com isso, a geração de scores de eficiência para cada entidade avaliada com base em sua capacidade de converter inputs em outputs de forma otimizada e comparativa.

Além disso, para analisar a interrelação e interdependência entre rentabilidade, eficiência e risco, bem como possíveis disparidades na magnitude e impacto dessas interrelações e interdependências entre cooperativas de crédito e bancos comerciais, empregou-se o modelo de Vetor Autoregressivo para Dados em Painel (PVAR). O modelo PVAR foi estimado por meio da linguagem de programação R, utilizando o pacote “panelvar” desenvolvido por Sigmund e Ferstl (2021). Esse pacote é especializado em modelos PVAR e possibilitou a geração das funções de impulso-resposta. Tal abordagem permitiu uma análise mais abrangente das interações entre as variáveis ao longo do tempo, fornecendo insights valiosos sobre os comportamentos dinâmicos do sistema.

Assim, a combinação de Python, por meio das bibliotecas Pandas e PyDEA, com R, através do pacote “panelvar” de Sigmund e Ferstl (2021), viabilizou-se uma abordagem da análise dos dados, permitindo uma melhor compreensão das complexas relações subjacentes ao fenômeno estudado.

3.4 VARIÁVEIS DE INTERESSE

Fez-se necessário a mensuração da eficiência, do risco e da rentabilidade das cooperativas de crédito e dos bancos comerciais brasileiros.

A eficiência entende-se como a alocação da quantidade adequada de insumos para a conversão eficiente em produtos financeiros e serviços (ALEVIZOPOULOU, 2011). Braz e Gonçalves (2020) criaram indicadores de referência para avaliar a eficiência de cooperativas de crédito de Minas Gerais, de 2013 a 2015, usando a DEA. VIEGAS et al (2021) investigaram a eficiência operacional dos principais bancos públicos do Brasil durante o período de 2010 a 2018, utilizando como uma das técnicas a DEA. Assim, considerando a necessidade de se mensurar a eficiência das cooperativas de crédito e dos bancos comerciais, empregou-se a DEA.

A DEA é uma técnica de análise de eficiência desenvolvida por Charnes, Cooper e Rhodes (1978). Ela é utilizada para avaliar o desempenho de unidades de decisão (DMU), como empresas, organizações ou setores, e relaciona os dados de entrada (*inputs*) e dados de saída (*outputs*). Essa metodologia fundamenta-se no conceito de envoltória, que é uma fronteira que engloba as unidades eficientes e estabelece uma referência para a eficiência relativa das unidades ineficientes. É nessa fronteira que é possível identificar as unidades que estão operando no nível máximo de eficiência e aquelas que estão abaixo do limite ótimo.

Charnes, Cooper e Rhodes (1978) supuseram um modelo considerando a existência de N unidades de decisão cada uma com M entradas e S saídas. Essas unidades podem ser representadas por meio de duas matrizes, uma matriz com as entradas e outra com as saídas resultantes dessas entradas. Assim, a DEA mede a eficiência relativa através de duas etapas, onde o desempenho das DMUs é medido pela capacidade de transformar *inputs* em *outputs*, e pode ser demonstrada no Apêndice D.

Considerando que uma das variáveis de interesse do estudo é a eficiência de bancos comerciais e de cooperativas de crédito, a avaliação das pontuações de eficiência para cooperativas de crédito e bancos comerciais foram geradas através da DEA, empregando as variáveis propostas por Santos et al. (2021), conforme Tabela 1.

Tabela 1 - Variáveis de entrada e saída do modelo DEA

Variáveis		Contas Cosif
Entradas (Inputs)	Depósitos totais	41000007
	Despesa de captação	81100008
	Despesas de obrigações por empréstimos e repasses	81200001
	Despesas com títulos e valores mobiliários	81500000
	Despesas de participações	81600003
	Aprovisionamentos e ajustes patrimoniais	81800009
	Outras despesas operacionais	81900002
	Despesas administrativas	81700006
	Despesa com pessoal	81718005 + 81727003 + 81730007 + 81733004 + 81736001 + 81737000 + 81990201
Saídas (Outputs)	Operações de crédito	16000001
	Sobras	61700002
	Reservas	61300000 + 61400003 + 61500006
	Rendas de operações de crédito	71100001
	Rendas de aplicações interfinanceiras de liquidez	71400000
	Rendas com títulos e valores mobiliários	71500003
	Rendas de prestação de serviços	71700009
	Outras receitas operacionais	71900005

Fonte: Santos et al. (2021, p. 8)

O módulo em PyDEA do Python foi capaz de gerar pontuações de eficiência, de 2011 a 2021, para o grupo das cooperativas e para o grupo dos bancos comerciais analisados.

Para as entidades financeiras, sejam elas bancos comerciais ou cooperativas de crédito, a avaliação do risco de crédito pode ser considerada primordial. No entanto, as cooperativas apresentam aspectos particulares em relação a essa questão. Os cooperados são ao mesmo tempo clientes e sócios, além de participarem ativamente do processo de tomada de decisão. Essas características podem resultar em conflitos entre os interesses individuais do cooperado

e os interesses coletivos da cooperativa. Pode ocorrer, por exemplo, decisão de adoção de uma maior flexibilização na política de concessão de crédito aos cooperados, ou na adoção de taxas mais vantajosas aos mesmos, mas prejudiciais à solidez financeira da cooperativa.

Por outro lado, os bancos apresentam como principal objetivo a busca pelo lucro. Assim, na avaliação da concessão de crédito será ponderada a relação entre risco e retorno, buscando minimizar os riscos de crédito e maximizar o retorno por meio da cobrança de taxas mais favoráveis ao banco. Em se tratando dos bancos comerciais, não haverá confusão entre os interesses dos proprietários e dos clientes.

Dado o contexto apresentado, optou-se pela utilização da avaliação do risco de crédito como medida de risco das cooperativas de crédito e dos bancos comerciais. Para isso o risco foi calculado baseando-se na classificação da carteira de créditos em conformidade com a Resolução BCB N° 2682/1999. Numa escala crescente, do menor risco para o maior risco, os títulos contábeis com seus respectivos níveis e códigos COSIF estão descritos na Tabela 2. Assim, o cálculo do risco dos bancos comerciais e das cooperativas de crédito baseou-se no percentual de operações classificadas nas maiores categorias de risco: a somatória das categorias D a H sobre a somatória de AA a H. Tal separação, que entende que as categorias D a H são as de maior risco, é feita pelo BCB, no Sistema de Informações de Créditos (SCR) por sub-região.

Tabela 2 - Operações de risco elencados pelo BCB

Contas Contábeis	Códigos COSIF
Operações de Risco Nível AA	31100003
Operações de Risco Nível A	31200006
Operações de Risco Nível B	31300009
Operações de Risco Nível C	31400002
Operações de Risco Nível D	31500005
Operações de Risco Nível E	31600008
Operações de Risco Nível F	31700001
Operações de Risco Nível G	31800004
Operações de Risco Nível H	31900007

Fonte: Balancetes e Balanços Patrimoniais BCB

A terceira variável de interesse foi rentabilidade. Medida por meio da ROA. Conforme proposta de Bittencourt et al. (2017), para se obter esse indicador, é necessário relacionar o saldo das contas de resultado credoras subtraindo o saldo das contas de resultado devedoras dividindo o resultado dessa subtração pela soma do Ativo Permanente com o Ativo Realizável. Para isso, empregaram-se as contas contábeis, conforme plano de contas COSIF, descritas na Tabela 3.

Tabela 3 - Contas Contábeis e códigos COSIF utilizados para calcular o ROA

Títulos Contábeis	Códigos COSIF
Ativo Realizável	10000007
Ativo Permanente	20000004
Resultado Credor	70000009
Resultado Devedor	80000006

Fonte: Bittencourt et al. (2017)

Como variável de controle empregou-se o tamanho das instituições financeiras. O tamanho foi medido pelo logaritmo natural de seus ativos totais, comumente utilizado como

variável controle em estudos que utilizaram como amostra instituições financeiras (SANYA; WOLF, 2011; PEREIRA, 2014; VIEIRA; GIRÃO, 2016, GONÇALVES, 2022). Para isso, o ativo de cada instituição foi determinado pela soma dos grupos Ativo Realizável e Ativo Permanente, sendo que para cada entidade foi obtida a somatória de todas as subcontas COSIF que se iniciam com 1 e 2, caracterizando Ativo Realizável e Ativo Permanente, respectivamente.

Em síntese, a rentabilidade das instituições financeiras, bem como a eficiência, pode ser impactada pelas operações de risco, isto é, pela qualidade das decisões de concessão de crédito. Uma política de crédito menos criteriosa pode gerar perdas e, como consequência, reduzir a rentabilidade, tanto das cooperativas como dos bancos comerciais. No entanto, taxas de juros mais benéficas aos cooperados podem contribuir para um melhor desempenho social das cooperativas, considerando que essas entidades têm como finalidade gerar benefícios econômicos a seus associados. Por outro lado, taxas de juros mais benéficas aos bancos, e onerosas aos clientes, podem ser o principal fator de lucratividade dos bancos comerciais. Desse modo, pode-se pressupor que o risco, a eficiência e a rentabilidade, tanto das cooperativas de crédito, como dos bancos estão interrelacionados. No entanto, ao considerar a estrutura organizacional distinta, os diferentes objetivos dessas organizações e os distintos problemas de agência, é razoável supor a existência de disparidades na magnitude e impacto dessas interações e interdependências, o que é justamente o objetivo da presente pesquisa.

3.5 TESTE DE DISTRIBUIÇÃO DE NORMALIDADE

O teste de normalidade é essencial na análise estatística para verificar se os dados seguem uma distribuição normal, uma suposição fundamental (HAGAG, 2022). Diversos testes estão disponíveis, como Shapiro-Wilk e Kolmogorov-Smirnov (KIM; PARK, 2019), para diagnosticar desvios da normalidade.

Quando os dados não são normalmente distribuídos, o teste U de Mann-Whitney, um método não paramétrico, é apropriado para comparar grupos independentes (NACHAR, 2008). Esse teste, também chamado de Mann-Whitney-Wilcoxon, avalia se duas amostras independentes compartilham a mesma distribuição, usando classificações das observações (NACHAR, 2008). Ele é eficaz com tamanhos moderados a grandes e permite testar hipóteses unicaudais e bicaudais (MASON; GRAHAM, 2002). No entanto, possui limitações: supõe independência das observações, distribuições semelhantes nos grupos e não considera variáveis de confusão (MASON; GRAHAM, 2002).

Apesar das limitações, o teste U de Mann-Whitney é uma ferramenta valiosa para diferenciar amostras independentes e determinar se cooperativas de crédito e bancos comerciais podem ser considerados distintos em relação à distribuição de suas variáveis de interesse.

3.6 MODELO EMPÍRICO

O objetivo do presente estudo é analisar a interrelação e interdependência entre rentabilidade, eficiência e risco, bem como possíveis disparidades na magnitude e impacto dessas interrelações e interdependências entre cooperativas de crédito e bancos comerciais. Para alcançar esse objetivo, optou-se pelo emprego do PVAR. Esta seção aborda a aplicação do PVAR e justifica sua adequação aos propósitos deste estudo.

3.6.1 Modelo de Vetor Autorregressivo para Dados em Painel (PVAR)

A análise PVAR é um método estatístico usado para analisar as relações entre múltiplas variáveis ao longo do tempo em um conjunto de dados organizados em formato de painel. Este método estende o modelo VAR tradicional, comumente usado para dados de séries temporais, ao incorporar a dimensão do painel (ABRIGO; LOVE, 2016). O modelo PVAR pode ser particularmente útil em pesquisas aplicadas em economia, finanças e marketing (GOAIED; GASMI, 2021; SONG; ZHANG; LI, 2022; ZIA; ILYAS; HAIDER, 2017). Estudos utilizam frequentemente modelos PVAR para investigar o impacto de intervenções políticas, choques económicos ou estratégias de marketing em diferentes variáveis de interesse (BILCIGER et al., 2015).

Na regressão PVAR, todas as variáveis do sistema são tratadas como endógenas, ou seja, são determinadas simultaneamente pelas demais variáveis do modelo. O objetivo é estimar as relações e interações dinâmicas entre as variáveis, permitindo o exame dos efeitos de curto e longo prazo (CROISSANT; MILLO, 2008). Essa abordagem oferece uma plataforma para estudar interações dinâmicas e efeitos de *feedback*, particularmente valiosa para desemaranhar relações complexas ao longo do tempo (ERLANDO et al., 2020) e abordar os desafios generalizados de endogeneidade nas ciências sociais, onde as variáveis muitas vezes influenciam umas às outras (BARIGOZZI; BROWNLESS, 2019). Além disso, os modelos PVAR tem a capacidade de incorporar efeitos específicos de cada indivíduo, acomodando a heterogeneidade do painel¹. Esta abordagem acomodativa facilita o exame de

¹ A heterogeneidade do painel reconhece a presença de características ou atributos distintos dentro de um conjunto de dados que consiste em múltiplas entidades observadas ao longo do tempo. Por exemplo, no contexto

fatores partilhados e únicos que influenciam as relações variáveis entre entidades do painel (OLAOYE et al., 2020).

No entanto, o emprego de modelos VAR na análise de dados em painel apresenta desafios. Uma estimativa confiável exige um tamanho de amostra substancial, especialmente quando se trata de múltiplas variáveis e defasagens. Em casos de dados limitados ou amostras pequenas, a estimativa precisa torna-se uma preocupação (CHOI; SHIN, 2022).

Embora os modelos VAR capturem associações dinâmicas, eles não conseguem fornecer uma interpretação causal única das relações variáveis, eles só podem fornecer evidências de associação e sugerir possíveis relações causais (SIMS, 1980). Para estabelecer a causalidade, podem ser necessárias informações adicionais e métodos empíricos rigorosos, como variáveis instrumentais ou experimentos naturais. Abordar esta questão requer técnicas adicionais, como variáveis instrumentais ou modelos VAR estruturais (SIMS, 1980; GRANGER, 1969). Além disso, a maioria dos modelos VAR assumem linearidade e estacionariedade. Ambos sendo problemáticos, uma vez que um afeta aplicações do mundo real, já que as relações entre as variáveis podem ser não lineares e as inovações podem ter distribuições não gaussianas (KALLI; GRIFFIN, 2015) e outro, por implicar que as propriedades estatísticas das variáveis, como média e variância, não mudam ao longo do tempo, dificultando também a aplicação de séries temporais econômicas e financeiras, já que muitas apresentam não estacionariedade (LUTKEPOHL; KRATZIG, 2004).

Assim, o desalinhamento desses pressupostos pode resultar em estimativas tendenciosas ou inconsistentes, necessitando de especificação meticulosa do modelo e testes de diagnóstico.

Em conclusão, a decisão de empregar modelos PVAR requer uma consideração cuidadosa das suas vantagens e desvantagens inerentes. Deve-se, portanto, pesar estes fatores juntamente com o contexto específico da pesquisa e a qualidade dos dados para se determinar a adequação dos modelos PVAR.

Assim, a utilização do modelo PVAR nesta pesquisa justifica-se pela sua eficácia na análise de relações dinâmicas entre múltiplas variáveis ao longo do tempo em conjuntos de dados em painel. Isto estende a abordagem VAR tradicional aos dados em painel, tratando todas as variáveis como endógenas e determinadas conjuntamente por outras. Os modelos

das ciências sociais, estas entidades podem ser indivíduos, empresas ou países, como o trabalho de Galariotis et al. (2016). Por outro lado, endogeneidade em painel refere-se à possibilidade de uma relação bidirecional entre variáveis em um conjunto de dados em painel. Nas ciências sociais, a endogeneidade pode surgir de variáveis omitidas, erros de medição ou causalidade reversa. Para abordar esta questão e estabelecer conexões causais, são empregadas técnicas como variáveis instrumentais, efeitos fixos ou modelos de painel dinâmico, como explicado no estudo de Fedderke e Liu (2017).

PVAR acomodam efeitos específicos individuais e fatores que variam no tempo, apoiando a análise dos impactos das variáveis rentabilidade, eficiência e risco em cooperativas de crédito e bancos comerciais. Suas vantagens incluem análise de interações dinâmicas, a capacidade de lidar com desafios de endogeneidade e a incorporação de heterogeneidade do painel. No entanto, surgem desafios em relação ao tamanho da amostra, complexidade do modelo e à interpretação causal. Assim, nesta dissertação, o modelo empregado é um modelo PVAR, que pode ser descrito conforme Equações 1, 2 e 3.

$$ROA_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 ROA_{i,t-1} + \beta_2 ROA_{i,t-2} + \beta_3 ROA_{i,t-3} + \beta_4 risco_{i,t} + \beta_5 VRS_{i,t} + \beta_6 Tam_{i,t} + e_{i,t} \quad (1)$$

$$risco_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 risco_{i,t-1} + \beta_2 risco_{i,t-2} + \beta_3 risco_{i,t-3} + \beta_4 ROA_{i,t} + \beta_5 VRS_{i,t} + \beta_6 Tam_{i,t} + e_{i,t} \quad (2)$$

$$VRS_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 VRS_{i,t-1} + \beta_2 VRS_{i,t-2} + \beta_3 VRS_{i,t-3} + \beta_4 ROA_{i,t} + \beta_5 risco_{i,t} + \beta_6 Tam_{i,t} + e_{i,t} \quad (3)$$

onde i representa a entidade, que pode ser uma determinada cooperativa de crédito ou banco comercial, representando, portanto, a indexação da dimensão de corte transversal; t representa o tempo, que no presente estudo refere-se ao semestre, ou seja, indexa a dimensão temporal do modelo; β_0 trata-se do coeficiente linear da regressão; β_1 a β_6 referem-se aos coeficientes angulares estimados para cada variável; ROA representa a variável Retorno sobre os Ativos; $risco$ representa a variável risco, mensurado pelo percentual de operações de elevado risco; VRS representa os scores de eficiência; Tam refere-se ao tamanho das entidades, determinado pelo logaritmo natural do Ativo Total. Observa-se que as variáveis dependentes defasadas em 1, 2 e 3 semestres foram empregadas como variáveis explicativas, o que determina o carácter dinâmico dos modelos.

Dentro do domínio dos estimadores GMM, uma distinção pode ser feita entre o estimador GMM de primeira diferença (HOLTZ-EAKIN et al., 1988; ARELLANO; BOND, 1991) que emprega defasagens das variáveis endógenas como instrumentos, e o estimador GMM (BLUNDELL; BOND, 1998) que incorpora condições de momento adicionais usando informações dos “níveis”. Em termos de implementação de software, estimadores de primeira diferença e GMM de sistema para modelos de dados em painel dinâmicos de equação única estão disponíveis no STATA `xtabond2` (ROODMAN, 2009) e no pacote R `plm` (CROISSANT; MILLO, 2008), respectivamente. Modelos autoregressivos vetoriais (VAR) têm sido amplamente considerados como um ponto de partida fundamental na economia para estudar

modelos com múltiplas variáveis endógenas, segundo o artigo de Sims (1980). Sua popularidade na economia empírica e outras ciências sociais é evidente pelo número significativo de citações de Love e Zicchino (2006), que forneceram um código STATA que foi recentemente estendido por Abrigo e Love (2016). Esse código utiliza o estimador GMM de primeira geração proposto por Anderson e Hsiao (1982) para lidar com o viés de Nickell. O código baseia-se na extensão direta de Anderson e Hsiao (1982), abrangendo tanto o estimador GMM de primeira diferença (HOLTZ-EAKIN et al., 1988; ARELLANO; BOND, 1991), quanto o sistema mais complexo GMM de Blundell e Bond (1998) para modelos PVAR. À partir disso, Sigmund e Ferstl (2021) ampliam um código estendido que incorpora os avanços de Anderson e Hsiao (1982), através da aplicação do estimador GMM de primeira diferença, conforme introduzido por Holtz-Eakin et al. (1988) e Arellano e Bond (1991), juntamente com o sistema mais complexo estimador GMM proposto por Blundell e Bond (1998), especificamente adaptado para modelos PVAR.

De acordo com Sigmund e Ferstl (2021), o modelo PVAR é uma combinação do modelo de painel dinâmico de equação única (DPM) e o modelo autorregressivo vetorial (VAR); os autores estenderam o primeiro modelo de painel autorregressivo vetorial (PVAR) introduzido por Holtz-Eakin et al. (1988) para permitir o uso de p defasagens (*lags*) de variáveis endógenas, k variáveis predeterminadas e n variáveis estritamente exógenas. Consideraram, então, o seguinte PVAR estacionário com efeitos fixos, representados pela Equação 8.

$$y_{i,t} = \mu_i + \sum_{l=1}^p A_l y_{i,t-l} + Bx_{i,t} + Cs_{i,t} + \epsilon_{i,t} \quad (4)$$

Seja $y_{i,t} \in \mathbb{R}^m$ um vetor $m \times 1$ de variáveis endógenas para a i -ésima unidade transversal no tempo t . Seja $y_{i,t-1} \in \mathbb{R}^m$ um vetor $m \times 1$ de variáveis endógenas defasadas. Seja $y_{i,t} \in \mathbb{R}^k$ um vetor $k \times 1$ de variáveis predeterminadas potencialmente correlacionadas com erros passados. Seja $s_{i,t} \in \mathbb{R}^n$ um vetor $n \times 1$ de variáveis estritamente exógenas que não depende nem de ϵ_t nem de ϵ_{t-s} para $s = 1, \dots, T$. Além disso, os distúrbios $\epsilon_{i,t}$ são independentes e identicamente distribuídos (i.i.d.) para todo i e t com $E[\epsilon_{i,t}] = 0$ e $Var[\epsilon_{i,t}] = \Sigma_{\epsilon}$. Σ_{ϵ} é uma matriz semidefinida positiva.

Assumindo que todas as raízes unitárias de A na Equação (4) estejam dentro do círculo unitário para garantir a estacionariedade da covariância, a seção transversal i e a seção de tempo t são definidas da seguinte forma: $i = 1, b, \dots, N$ e $t = 1, 2, \dots, T$. Nesta especificação, assumindo homogeneidade de parâmetro para $A_i(m \times m)$, $B(m \times k)$ e $C(m \times n)$ para todo i . Um modelo PVAR combina elementos de um modelo de painel dinâmico de equação única (DPM) e de um modelo de Vetor Autorregressivo (SIGMUND; FERSTL, 2021).

Para estimar modelos PVAR podem ser utilizados pacotes de software projetados especificamente para análise de dados em painel, como o pacote “pvar” do Stata (ABRIGO; LOVE, 2016) ou o pacote chamado “panelvar” desenvolvido em R (SIGMUND; FERSTL, 2021). A vantagem do pacote “panelvar” de Sigmund e Ferstl (2021) é que seu código é aberto.

A estimativa de modelos PVAR envolve seleção, estimativa e inferência de modelos. A seleção do modelo é normalmente baseada em critérios como o Critério de Informação Bayesiano (BIC) ou o Critério de Informação de Akaike (AIC). Métodos de estimativa, como o GMM, são utilizados para estimar os parâmetros do modelo (ABRIGO; LOVE, 2016). A inferência envolve testar a estabilidade do modelo estimado usando testes de autovalores, garantindo que o modelo seja confiável e que as funções de resposta ao impulso (IRFs) estimadas e as decomposições de variância de erros de previsão (FEVDs) sejam significativas. Assim, a especificação e testes adequados de estabilidade são cruciais.

E, concluindo, a adequação dos modelos PVAR depende da ponderação de seus benefícios e desvantagens, considerando o contexto da pesquisa e da utilização de *software* especializado para estimativa.

3.6.2 Estimador GMM com Condições de Momento de Primeira Diferença

O Método Generalizado de Momentos (GMM) é uma ferramenta estatística usada para estimar parâmetros em modelos econométricos. Arellano e Bond (1991) introduzem testes para especificação de dados em painel através do estimador GMM. Eles testaram a correlação serial dos resíduos do modelo GMM, juntamente com outros testes, como o teste de Sargan, para identificação excessiva de restrições, e aos testes de especificação de Hausman. Os autores fundamentam suas conclusões com evidências empíricas derivadas de simulações de Monte Carlo e um estudo empírico envolvendo equações de emprego.

Blundell e Bond (1998) elucidam a implementação do estimador GMM em modelos de dados em painel dinâmicos. Eles abordam o desafio de amostras pequenas e da baixa precisão observada no estimador GMM convencional. Para mitigar esta situação, empregam níveis defasados da série como variáveis instrumentais e apresentam estimadores lineares alternativos que melhoram as propriedades do estimador GMM primeiramente diferenciado padrão.

Chakalabbi et al. (2019) investigam a aplicação da estimativa do GMM no contexto da estimação de modelos de séries temporais complementados com um regressor adicional. Eles consideram as metodologias de estimativa do GMM de primeira diferença e do GMM de nível introduzidas por Arellano e Bond (1991) e Arellano e Bover (1995), respectivamente.

A estimativa do GMM com defasamentos, encontra ampla utilidade em diversos domínios, incluindo economia, finanças e ciências sociais. Irawan e Kacaribu (2017), por exemplo, adotam a estimativa do GMM dentro de uma estrutura VAR de painel para dissecar o impacto dos triciclos no desempenho dos bancos. Enquanto isso, Baltagi et al. (2013) deliberam sobre a utilização de estimadores GMM para estimativa e previsão de modelos dinâmicos de dados em painel espacial. Breitung e Wigger (2018) inovam ao propor estimadores GMM alternativos adaptados para modelos de regressão espacial.

Em resumo, a estimativa do GMM com defasagens surge como uma ferramenta potente para estimativa de parâmetros em modelos dinâmicos, com ênfase particular na análise de dados em painel. Esta metodologia aborda habilmente questões relacionadas com a endogeneidade e a autocorrelação através do emprego de variáveis defasadas como instrumentos. A literatura existente demonstra uma infinidade de aplicações e extensões da estimativa do GMM em diversos domínios de pesquisa.

3.6.3 Transformação de Desvios Ortogonais Diretos (FOD)

No domínio da análise de dados em painel, duas técnicas essenciais desempenham papéis centrais: a Transformação de Desvios Ortogonais Diretos (FOD) e a Transformação de Primeira Diferença (FD).

A transformação FOD visa mitigar a influência de fatores não observados e constantes no tempo e neutralizar a correlação serial, conforme indicado pelo trabalho de Chávez (2020). Por outro lado, a transformação FD segue um caminho paralelo, visando neutralizar o impacto dos fatores invariantes com o tempo, conforme articulado por Guidi (2021).

A transformação FOD em conjunto com a técnica de estimação do GMM, de acordo com Phillips (2019), proporciona maior eficiência e credibilidade na estimativa do GMM, especialmente para intervalos de tempo mais extensos. Por outro lado, a transformação FD ganha destaque na estimativa de efeitos fixos e em um espectro de outras metodologias de estimativa adaptadas à análise de dados em painel. A sua capacidade reside em lidar com preocupações de endogeneidade e reduzir o domínio da correlação serial.

Em termos de aplicações, a transformação FOD lança uma ampla rede através de uma série de disciplinas, como economia, finanças e ciências sociais. Esta transformação surge como a ferramenta ideal para enfrentar os desafios da endogeneidade e abordar a correlação serial, ressoando com as descobertas da pesquisa de Cao et al. (2021).

3.6.4 Testes de Estabilidade

Para estimar o modelo PVAR, é necessário examinar sua estabilidade (PESARAN, 2015). O critério de estabilidade convencional para os coeficientes no PVAR baseia-se na avaliação do módulo de autovalores individuais presentes no modelo estimado. Este conceito é apoiado pelos trabalhos de Lutkepohl (2007) e Hamilton (1994), ambos indicando que um modelo VAR alcança estabilidade quando os valores absolutos de todos os autovalores dentro da matriz companheira estão abaixo de um.

No contexto da regressão PVAR, os pesquisadores estimam um modelo VAR em r fatores estáticos, onde os fatores são obtidos através de métodos como componentes principais aplicados a um grande painel de dados (BAI; NG, 2007). Após estimar o modelo, são calculados os autovalores da covariância residual ou matriz de correlação (BAI; NG, 2007). Esses autovalores são então examinados para determinar se eles satisfazem um limite de redução assintoticamente que reflete o erro de amostragem. Os autovalores devem idealmente estar dentro do círculo unitário para que o modelo seja considerado estável. Se os autovalores estiverem fora do círculo unitário, isso sugere potencial instabilidade ou comportamento explosivo no modelo (BAI; NG, 2007). Nesses casos, os resultados da regressão PVAR podem não ser confiáveis ou significativos.

Os testes de estabilidade, incluindo testes de autovalores, são cruciais na regressão PVAR, pois ajudam a garantir a validade e confiabilidade dos coeficientes estimados (PESARAN, 2015). Ao avaliar a estabilidade do modelo, os pesquisadores podem identificar possíveis problemas, como especificação incorreta ou variáveis omitidas, que podem afetar a interpretação dos resultados (DELLINGER; ETGEN, 1996). Estes testes desempenham um

papel vital na determinação do número apropriado de fatores ou choques no modelo e na garantia de que as relações estimadas entre as variáveis são estáveis ao longo do tempo e entre diferentes entidades do painel (DELLINGER; ETGEN, 1996).

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

O objetivo deste capítulo é apresentar os resultados da pesquisa e suas análises correspondentes. Para isso, inicialmente apresentam-se as estatísticas descritivas para o grupo de cooperativas e bancos comerciais, bem como os testes de hipótese de distribuição gaussiana e diferenças de distribuições. Permitindo verificar se há diferenças na distribuição do risco, da rentabilidade e da eficiência para as duas entidades financeiras. Na sequência apresentam-se os resultados das estimativas dos modelos PVAR, bem como os testes de robustez e as estimativas de primeira diferença e GMM do sistema com a transformação ortogonal direta.

4.1 ANÁLISE DESCRITIVA

O procedimento completo, implementado em linguagem de programação Python, que descreve as etapas para a obtenção de cada resultado delineado nesta seção, encontra-se minuciosamente documentado no Apêndice D.

Prévias hipóteses foram estabelecidas como requisitos preliminares para assegurar a robustez da investigação. A primeira hipótese postulou que, para todas as amostras e variáveis consideradas, os dados exibem uma distribuição normal, sendo este pressuposto avaliado por meio do teste de Shapiro-Wilk. A segunda hipótese, subsequente, foi submetida ao teste de Mann-Whitney U, com o propósito de verificar se cada variável de cada entidade proporciona evidências suficientes para afirmar que suas distribuições são análogas. A última hipótese, a terceira, também foi submetida ao teste de Mann-Whitney, objetivando avaliar se cada amostra proveniente de cooperativa de crédito é significativamente superior em relação a cada distribuição correspondente a cada variável analisada de bancos comerciais.

A Tabela 4 compila as estatísticas descritivas, os resultados dos testes de Shapiro-Wilk e os resultados do teste de Mann-Whitney U. O teste de Shapiro-Wilk é empregado para avaliar a hipótese nula de que as variáveis exibem características de uma distribuição normal, considerada relevante para testes que pressupõem normalidade nos dados. Os testes U de Mann-Whitney são utilizados para avaliar as diferenças entre variáveis de dois grupos distintos.

Com base nos resultados apresentados na Tabela 4, é possível afirmar que, no contexto da comparação entre os bancos comerciais e as 100 maiores cooperativas, assim como na comparação com a amostra completa de cooperativas de crédito, há diferenças significativas nas variáveis de rentabilidade, risco, eficiência e tamanho.

Tabela 4 - Estatística descritiva e Teste Shapiro-Wilk dos dados balanceados

	Rentabilidade	Risco	Eficiência	Tamanho
Bancos comerciais				
Observações	242	242	242	242
Média	-0,010	0,084	0,960	12,532.00
DP	0,148	0,123	0,116	0,730
Mín.	-0,726	0	0,358	11,111
Máx.	1,188	0,648	1	13,960
Teste de Shapiro-Wilk	0,567***	0,692***	0,397***	0,971***
Cooperativas de Crédito (amostra completa)				
Observações	23.175	23.175	23.175	23.175
Média	0,008	0,096	0,550	10,731
DP	0,469	0,117	0,292	0,958
Mín.	-43,694	0	0,003	6,672
Máx.	30,010	1	1	14,146
Teste de Shapiro-Wilk	0,085***	0,692***	0,898***	0,995***
Cooperativas de Crédito (100 maiores)				
Observações	2.200	2.200	2.200	2.200
Média	0,020	0,096	0,895	12,164
DP	0,099	0,088	0,165	0,391
Mín.	-1.327	0	0,225	11,058
Máx.	1.250	0,943	1	14,146
Teste de Shapiro-Wilk	0,484**	0,762***	0,699***	0,992***
Teste de diferenças amostrais de Mann-Whitney U				
BaCom e CCa	4822252500***	4406727000***	995797000***	821186000***
BaCom e CCcm	379668500***	336113000***	187909000***	185679000***

BaCom refere-se a bancos comerciais; CCac refere-se a amostra completa de cooperativas; CCcm refere-se a amostra da 100 maiores cooperativas. Nível de significância representado por: *** $p < 0,001$; ** $p < 0,01$; * $p < 0,05$

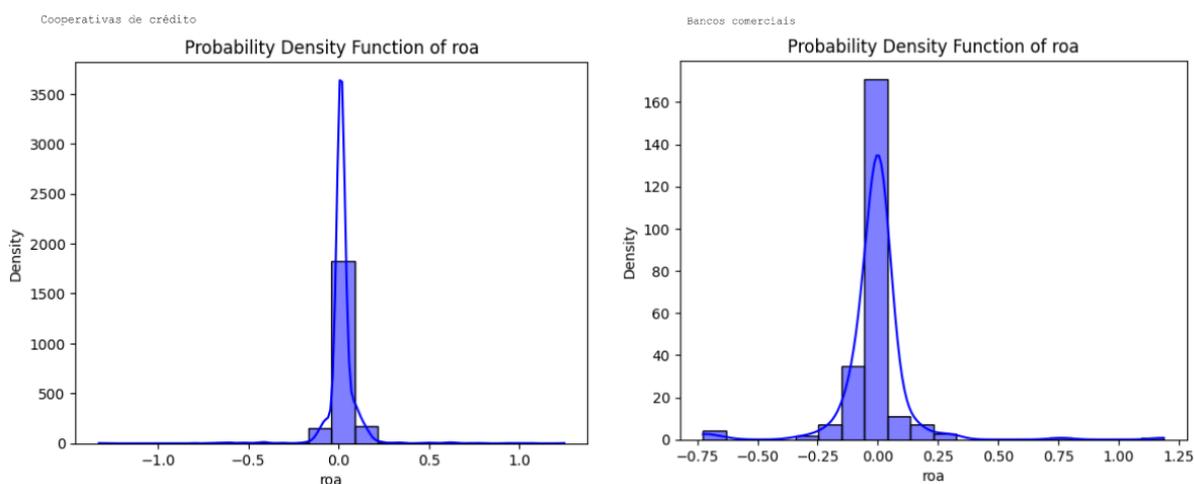
Os resultados exibidos na Tabela 4 compreendem as estatísticas descritivas tanto para bancos quanto para cooperativas de crédito. Observou-se uma grande heterogeneidade nos tamanhos das cooperativas, motivando a seleção e análise das 100 maiores cooperativas de crédito brasileiras, visando uma amostra mais homogênea em termos de tamanho. É imperativo salientar que as amostras deste estudo constituem um painel balanceado, implicando na exclusão de entidades que iniciam ou encerram suas atividades durante o período de corte do estudo, entre 2011 e 2021.

4.1.1 A Rentabilidade de Bancos Comerciais e Cooperativas de Crédito

Em seguida, são apresentados os gráficos das Funções de Densidade de Probabilidade (PDF) para cada variável, bem como o diagrama de caixa (*box plot*) referente às cooperativas de crédito e bancos comerciais. Essa visualização facilita a compreensão e análise das amostras. Vale ressaltar que, mesmo quando algumas variáveis parecem, visualmente, aderir a uma distribuição normal, não há evidências significativas que confirmem essa suposição, conforme já demonstrado pelo Teste de Shapiro-Wilk na Tabela 4.

Ao comparar a rentabilidade das cooperativas de crédito e bancos comerciais, pode-se observar na Figura 5 que a curva exibe um maior grau de achatamento para os dados do grupo formado por bancos comerciais.

Figura 5 - PDF em Rentabilidade



Fonte: elaboração própria.

Conforme evidenciado na Tabela 4, a rentabilidade dos bancos comerciais apresentou uma média aproximada de -0,010, com uma amplitude que variou de um mínimo de -0,726 a

um máximo de 1,188. No que concerne às cooperativas de crédito, a rentabilidade foi caracterizada por uma média de 0,020, oscilando entre -1,327 e 1,250. O exame conjunto da Tabela 4 e da Figura 5 revela uma maior densidade de valores negativos para os bancos comerciais. Junto com a Figura 5, há maior densidade em valores negativos para bancos comerciais. Possibilitando visualizar, através do gráfico, a não rejeição da hipótese nula no teste U de Mann-Whitney de que a distribuição de Rentabilidade das cooperativas de crédito é significativamente maior do que os bancos comerciais.

No contexto da rentabilidade nas duas entidades do estudo, a Figura 6, composta por box plots, ilustra a dispersão observada em cada entidade financeira analisada. Evidencia-se uma notável variabilidade nas cooperativas de crédito em comparação aos bancos comerciais. A heterogeneidade significativa na amostra de cooperativas de crédito, especialmente em termos de tamanho, pode ser uma explicação para essa disparidade.

Figura 6 - *Box Plots* da Rentabilidade



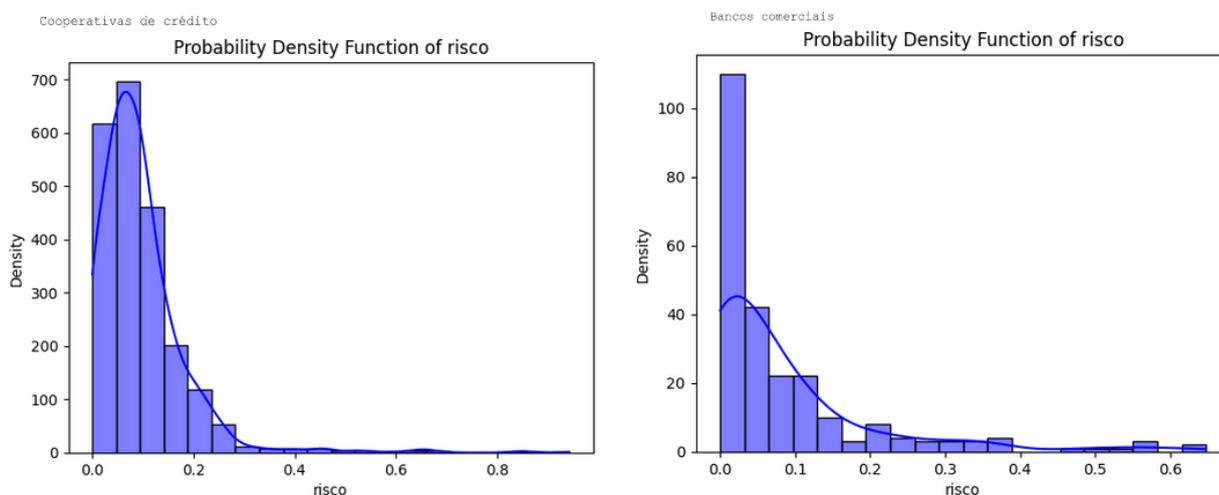
Fonte: elaboração própria com base nos dados do BCB.

4.1.2 O Risco de Bancos Comerciais e Cooperativas de Crédito

Os resultados apresentados na Tabela 4, relativos à variável "Risco" em ambas as entidades, sugerem que, para a amostra composta por 809 cooperativas de crédito, existem evidências estatisticamente significativas que justificam a rejeição da hipótese nula de igualdade das três amostras: amostra completa de cooperativas de crédito, com maiores cooperativas de crédito e bancos comerciais.

A inspeção das PDFs na Figura 7, aliada à análise dos dados na Tabela 4, revela que, embora as médias sejam numericamente próximas, o teste não paramétrico U de Mann-Whitney, utilizando a mediana como parâmetro, fornece evidências significativas para afirmar que as cooperativas de crédito exibem um maior nível de risco em comparação aos bancos comerciais.

Figura 7 - PDF em Risco



Fonte: elaboração própria.

A Figura 8 apresenta o gráfico *box plot* da variável Risco. É possível observar uma maior concentração de dados próximos a zero para o grupo composto por bancos comerciais.

Figura 8 - *Box Plots* do Risco

Fonte: elaboração própria com base nos dados do BCB.

Era esperado que as cooperativas de crédito apresentassem uma proporção mais elevada de operações de risco, conforme observado. Uma possível explicação para esse resultado pode residir na maior proximidade entre cooperados e cooperativa, possivelmente resultando em maior flexibilidade nas políticas de concessão de crédito. No entanto, se faz necessário investigar a existência efetiva dessa maior flexibilidade e sua associação com a rentabilidade. A interação mais próxima entre cooperado e cooperativa pode resultar não apenas em maior flexibilidade na política de concessão de crédito, mas também em maior eficácia na política de cobrança.

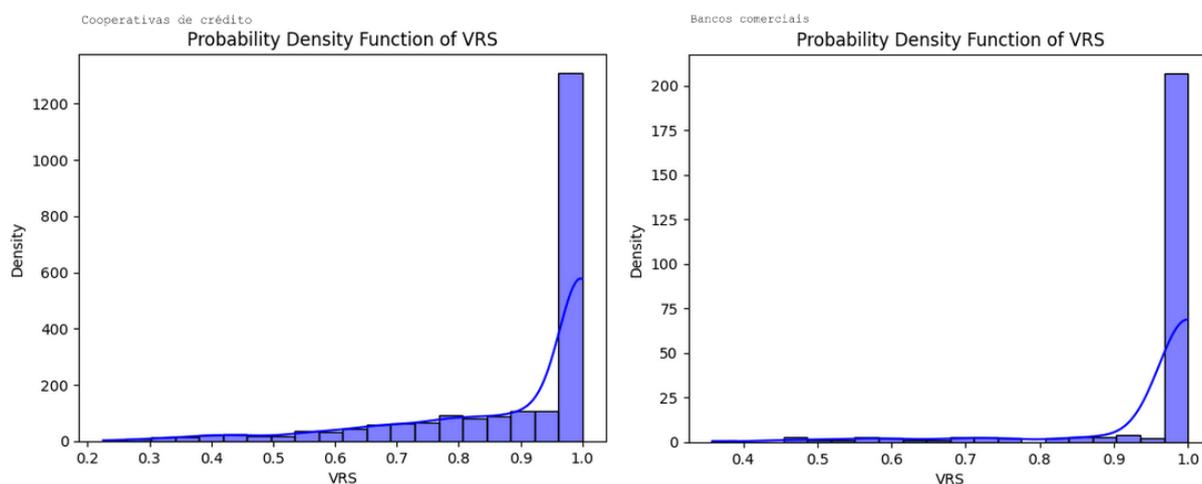
Quanto à Eficiência, observa-se na Tabela 4 um valor médio de 0,960 para os bancos comerciais, de 0,584 para o grupo formado por todas as cooperativas da amostra e de 0,895 para o grupo formado pelas 100 maiores cooperativas. Esse resultado pode ser considerado

um indício de que o tamanho apresenta um impacto positivo na eficiência das cooperativas de crédito. Resultado coerente com essa afirmação pode ser observado em Carvalho et al (2014) que pontuam que o tamanho é fator determinante para a sobrevivência de cooperativas de crédito. Os testes de Mann-Whitney permitem rejeitar a hipótese de que as cooperativas de crédito possuem maior Eficiência do que os bancos comerciais.

4.1.3 A Eficiência de Bancos Comerciais e Cooperativas de Crédito

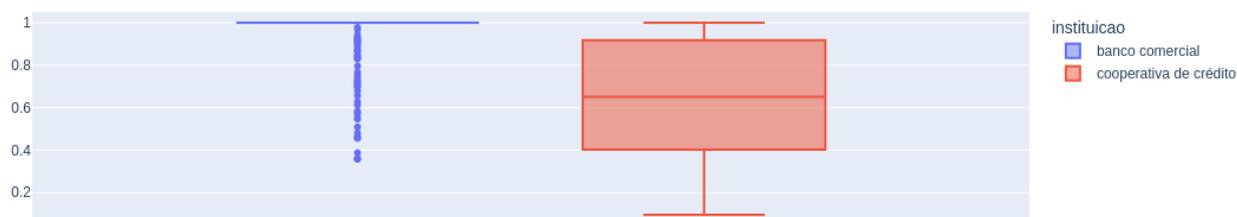
A Tabela 4, que apresenta os resultados de significância estatística do Teste U de Mann-Whitney, também fornece evidências para a rejeição da hipótese de que as cooperativas de crédito exibem maior Eficiência do que os bancos comerciais.

Figura 9 - PDF em Eficiência



Fonte: elaboração própria.

Ademais, a Figura 10, que ilustra o *box plot* para ambas as entidades, demonstra a graficamente a heterogeneidade nas cooperativas de crédito e a homogeneidade nos bancos comerciais. A amostra das cooperativas de crédito concentra-se predominantemente abaixo da mediana dessa variável em comparação com os bancos comerciais. Os bancos comerciais, por sua vez, exibem uma densa concentração em torno do valor máximo de Eficiência. Destaca-se que até 50% da amostra total das cooperativas de crédito apresenta um índice de Eficiência igual ou inferior a 0,651.

Figura 10 - *Box Plots* da Eficiência

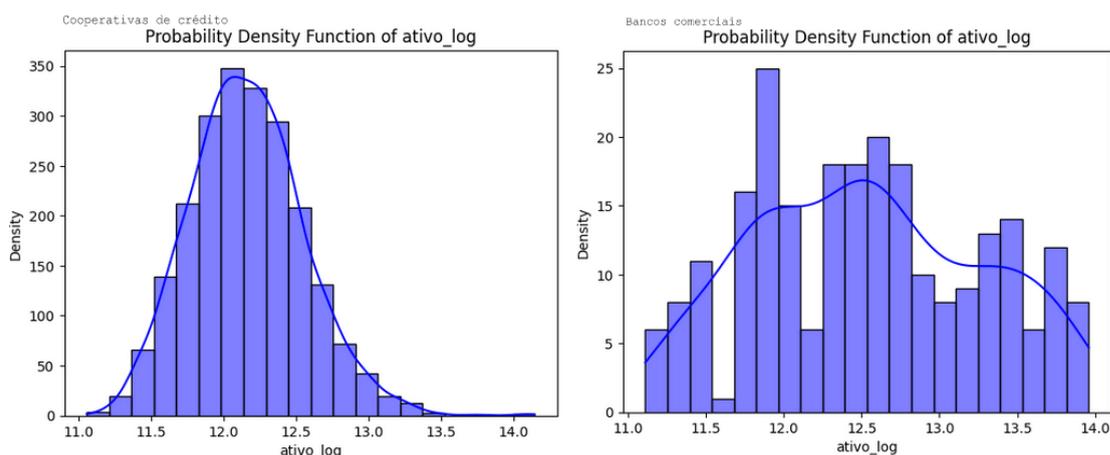
Fonte: elaboração própria com base nos dados do BCB.

4.1. O Tamanho de Bancos Comerciais e Cooperativas de Crédito

A Figura 11 exibe a Função de Densidade de Probabilidade (PDF) da variável Tamanho, medida pelo logaritmo natural do Ativo Total, para cooperativas de crédito e bancos comerciais. Observa-se que as cooperativas de crédito demonstram uma distribuição mais concentrada em comparação com os bancos comerciais.

Os resultados apresentados na Tabela 4 indicam a ausência de evidências suficientes para concluir que o tamanho das cooperativas de crédito é maior do que o dos bancos comerciais. O teste U de Mann-Whitney revelou evidências que respaldam a afirmação de que os bancos comerciais possuem um tamanho maior em relação às cooperativas de crédito, inclusive quando comparados à amostra composta pelas cem maiores cooperativas de crédito.

Figura 11 - PDF em Tamanho

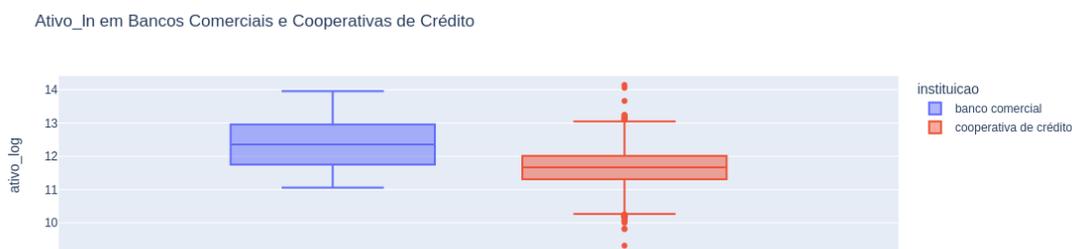


Fonte: elaboração própria.

A Figura 12 ilustra as representações em forma de box plot da variável Tamanho, expressa em logaritmo natural, para cada entidade. Essa figura reforça os resultados do teste de Mann-Whitney U e está alinhada com as observações apresentadas na Figura 11. É

perceptível que, em geral, os bancos comerciais exibem uma magnitude superior em relação às cooperativas de crédito.

Figura 12 - *Box Plots* do Tamanho



Fonte: elaboração própria com base nos dados do BCB.

Os testes de Mann-Whitney U foram relevantes à medida que possibilitaram testar a hipótese de igualdade e maioridade das variáveis de interesse para os agrupamentos analisados. Pelos resultados é possível entender que embora cooperativas de crédito e bancos comerciais sejam entidades financeiras com serviços similares, ainda assim possuem características em termos de Rentabilidade, Eficiência, Risco e Tamanho que muito os diferenciam.

Os dados apresentados na Tabela 4, juntamente com os gráficos das Funções de Densidade de Probabilidade (PDFs) e Box Plots, fornecem as estatísticas descritivas das variáveis de interesse. Estas incluem médias, desvios padrões, valores máximos e mínimos para as variáveis Rentabilidade (ROA), Risco, Eficiência (VRS) e Tamanho (tam), esta última sendo uma variável de controle.

Com base nos resultados descritivos, conclui-se que as cooperativas de crédito examinadas neste estudo apresentaram uma Rentabilidade e Risco superiores, mas Ativos e Eficiência inferiores em comparação aos bancos comerciais.

4.2 CRITÉRIOS DE INFORMAÇÃO PARA SELEÇÃO DO MODELO

Os resultados dos critérios de informação estão apresentados na Tabela 8 para os três conjuntos de dados analisados e comparados: a amostra composta pelas 100 maiores cooperativas de crédito; a amostra formada pelas 809 cooperativas de crédito e a amostra formada pelos bancos comerciais.

Tabela 8 - Resultados dos critério de informação para as três amostras

Crítérios de informação	Cooperativas de crédito (100 maiores)	Cooperativas de crédito (809)	Bancos comerciais
MMSC (BIC)	-283.922	-256.261	-243.260
MMSC (AIC)	-47.613	69.943	-92
MMSC (HQIC)	-143.505	-48.163	-160.886
Number of Parameters	21	21	24
Number of Instruments	54	54	57

Fonte: elaboração própria

O AIC, o BIC e o HQIC são utilizados para seleção e avaliação de modelos. Esses critérios fornecem uma medida quantitativa da qualidade do ajuste de um modelo estatístico, ao mesmo tempo em que penalizam sua complexidade. O AIC equilibra o ajuste do modelo e a complexidade, minimizando a divergência de informação de Kullback-Leibler² entre o verdadeiro modelo subjacente e o modelo estimado (QI; WANG, 2022). Para selecionar o modelo VAR ideal, podemos escolher três critérios, incluindo o AIC, o BIC e o HQIC. Estes critérios de informação são amplamente utilizados, incluindo econometria, finanças e estatística, para comparar e selecionar o modelo mais apropriado entre um conjunto de modelos concorrentes, sendo que valores mais baixos indicam melhor ajuste e parcimônia do modelo.

Os resultados de AIC mostram que as 100 maiores cooperativas de crédito têm o AIC mais baixo (-47.613), indicando um ajuste relativamente bom do modelo aos dados, considerando sua complexidade. Os bancos comerciais apresentam um AIC de -92, sugerindo um ajuste razoavelmente bom, mas com uma complexidade ligeiramente superior. A amostra com 809 cooperativas de crédito, por sua vez, apresenta o AIC mais elevado (69.943) indicando um ajuste comparativamente pior ou maior complexidade do modelo. Os resultados de BIC revelam que as 100 maiores cooperativas de crédito apresentam o BIC mais baixo (-283.922), sugerindo o melhor equilíbrio entre ajuste do modelo e complexidade. Os bancos comerciais apresentam um BIC de -243.260, indicando também um equilíbrio razoavelmente bom. As 809 cooperativas de crédito têm um BIC mais elevado (-256.261), sugerindo um equilíbrio menos ótimo entre ajuste do modelo e complexidade em comparação com as 100

² A divergência de Kullback-Leibler (KL) é uma medida da diferença entre duas distribuições de probabilidade. Foi introduzido por Kullback e Leibler em 1951 e desde então tem sido amplamente utilizado em vários campos, incluindo teoria da informação, estatística e aprendizado de máquina (ERVEN; HARREMOS, 2014).

maiores cooperativas de crédito. Os resultados de HQIC demonstram que as 100 maiores cooperativas de crédito apresentam o HQIC mais baixo (-143.505), indicando novamente um bom equilíbrio entre ajuste do modelo e complexidade. Os bancos comerciais têm um HQIC de -160.886, sugerindo um equilíbrio razoavelmente bom. As 809 cooperativas de crédito apresentam um HQIC superior (-48.163), indicando um saldo menos ótimo em comparação com as 100 maiores cooperativas de crédito. Em resumo, ao comparar os critérios de informação, as 100 maiores cooperativas de crédito geralmente apresentam melhores ajustes de modelo com valores mais baixos de AIC, BIC e HQIC. Os bancos comerciais também apresentam um bom desempenho em termos de adequação e complexidade do modelo, mas têm valores AIC, BIC e HQIC ligeiramente mais elevados do que as 100 maiores cooperativas de crédito. As 809 cooperativas de crédito apresentam valores mais elevados de AIC, BIC e HQIC, sugerindo que os seus modelos podem ter compromissos menos favoráveis entre ajuste do modelo e complexidade em comparação com os outros dois grupos.

4.3 ESTIMATIVA DE PAINEL DINÂMICO GMM

São apresentados os resultados do Modelo de Vetor Autorregressivo para Dados em Painel (PVAR) estimados para três conjuntos de dados distintos: um composto pelas 100 maiores cooperativas de crédito do Brasil, outro contendo informações das 809 cooperativas de crédito que constituem a amostra completa, e um terceiro com 11 bancos comerciais.

Para a aplicação do Modelo de Vetor Autorregressivo para Dados em Painel (PVAR), foram adotados os seguintes parâmetros: a transformação escolhida foi a *Forward Orthogonal Deviations* (FOD), aplicada às três amostras. Em seguida, optou-se pelo método de estimativa em duas etapas, comumente utilizado na estimativa *Generalized Method of Moments* (GMM); os parâmetros `system_instruments` e `pca_instruments` foram definidos como TRUE, indicando a utilização de instrumentos do sistema e instrumentos de análise de componentes principais (PCA) na estimativa, desempenhando um papel relevante na abordagem da endogeneidade em modelos de painel.

A Tabela 9 apresenta os resultados das estimativas para os três conjuntos de observações, considerando defasagens de 1, 2 e 3 períodos, sendo que cada período é semestral, representando semestres passados.

As variáveis defasadas correspondem às variáveis dependentes e são incorporadas em cada um dos três modelos. Adicionalmente, a variável exógena "Tamanho," composta pelo

logaritmo natural do Ativo Total, foi incluída ao modelo. O termo "const" representa a estimativa do coeficiente linear.

É relevante destacar que o modelo com 11 bancos comerciais foi o único que suscitou a advertência sobre a matriz singular, indicando possivelmente menor identificação em relação aos outros dois modelos. Os níveis de significância, representados pelos valores p, variam entre as diferentes amostras e variáveis.

Tabela 9 - Estimativas PVAR, GMM de duas etapas, com transformação FOD

	Cooperativas de crédito (amostra completa)			Cooperativas de crédito (100 maiores)			Bancos comerciais		
	ROA	risco	VRS	ROA	risco	VRS	ROA	risco	VRS
$roa_{(t-1)}$	0,056 (0,039)	-0,001 (0,025)	-0,080* (0,031)	-0,046 (0,034)	-0,061 (0,050)	-0,026 (0,043)	0.212 (0.200)	0.024 (0.089)	-0.015 (0.222)
$risco_{(t-1)}$	0,254 (0,280)	0,598** (0,228)	0,520 (0,374)	-0,142 (0,120)	0,213 (0,282)	-0,117 (0,176)	0.160 (0.271)	0.363*** (0.072)	-0.060 (0.167)
$VRS_{(t-1)}$	-0,036 (0,075)	-0,028 (0,057)	0,643*** (0,100)	0,048 (0,138)	0,211 (0,174)	0,558** (0,112)	-0.146 (0.194)	-0.292** (0.092)	0.105 (0.131)
$roa_{(t-2)}$	0,048 (0,041)	-0,020 (0,015)	-0,099** (0,031)	0,071* (0,036)	0,001 (0,030)	0,016 (0,018)	0.092 (0.162)	-0.136* (0.067)	0.065 (0.144)
$risco_{(t-2)}$	0,953 (0,704)	-0,519 (0,286)	-1,617** (0,618)	0,108 (0,115)	0,204 (0,121)	-0,366* (0,181)	0.127 (0.179)	0.045 (0.066)	-0.140 (0.146)
$VRS_{(t-2)}$	0,064 (0,104)	-0,210*** (0,051)	0,187 (0,109)	0,026 (0,079)	0,0812 (0,132)	0,285* (0,114)	-0.212 (0.161)	-0.213*** (0.053)	0.097 (0.104)
$roa_{(t-3)}$	-0,042* (0,017)	-0,004 (0,009)	-0,001 (0,016)	0,000 (0,027)	0,0074 (0,036)	-0,034 (0,036)	-0.003 (0.499)	-0.498*** (0.123)	-0.053 (0.217)
$risco_{(t-3)}$	-1,186* (0,573)	0,437 (0,235)	1,076** (0,394)	0,006 (0,108)	0,546 (0,473)	0,379 (0,294)	0.181** (0.069)	0.093 (0.053)	-0.077 (0.089)
$VRS_{(t-3)}$	-0,050 (0,074)	0,116 (0,082)	-0,243* (0,097)	-0,068 (0,121)	0,257 (0,154)	-0,101 (0,133)	-0.122 (0.243)	0.095 (0.165)	0.148 (0.136)
tam	0,008 (0,016)	0,018 (0,012)	0,063** (0,019)	-0,010 (0,014)	-0,113*** (0,032)	0,0126 (0,024)	0.041 (0.029)	0.037** (0.012)	0.043* (0.020)
$const$	-0,066 (0,106)	-0,082 (0,080)	-0,438*** (0,128)	0,144 (0,103)	0,899*** (0,239)	0,1026 (0,185)	-0.110 (0.094)	-0.047 (0.029)	0.098 (0.060)

Erro padrão entre parênteses, e nível de significância representado por: *** p < 0,001; ** p < 0,01; * p < 0,05

A Rentabilidade defasada em 1 semestre tem um impacto negativo apenas na Eficiência da amostra completa de cooperativas de crédito. O Risco defasado em 1 semestre tem um impacto positivo na amostra completa de cooperativas de crédito e nos bancos comerciais. A Eficiência defasada em 1 semestre tem um impacto negativo no Risco da amostra completa de cooperativas de crédito e na amostra de bancos comerciais. Por outro lado, tem um impacto positivo na própria Eficiência da amostra das 100 maiores cooperativas de crédito.

A Rentabilidade defasada em 2 semestres tem um impacto negativo em Eficiência e Risco na amostra completa de cooperativas de crédito e na amostra de bancos comerciais, respectivamente. Por outro lado, tem um impacto positivo na Rentabilidade na amostra das 100 maiores cooperativas de crédito. O Risco defasado em 2 semestres impacta negativamente a Eficiência em todas as amostras do estudo. A Eficiência defasada em 2 semestres impacta negativamente o Risco na amostra completa de cooperativas de crédito e nos bancos comerciais. Por outro lado, impacta positivamente a Eficiência na amostra das 100 maiores cooperativas de crédito.

A Rentabilidade defasada em 3 semestres impacta negativamente a Rentabilidade e Risco na amostra completa de cooperativas de crédito e na amostra correspondente aos bancos comerciais, respectivamente. O Risco defasado em 3 semestres impacta negativamente a Rentabilidade e Eficiência na amostra completa de cooperativas de crédito. Por outro lado, impacta positivamente a Rentabilidade dos bancos comerciais. A Eficiência defasada em 3 semestres impacta negativamente a própria Eficiência na amostra completa de cooperativas de crédito.

Além disso, a variável Tamanho demonstra ter um impacto positivo na Eficiência na amostra completa de cooperativas de crédito, e na Eficiência e Risco na amostra de bancos comerciais. Ao contrário, demonstra ter um impacto negativo no Risco na amostra completa das 100 maiores cooperativas de crédito. Em outras palavras, quanto maior o tamanho, menor seria o Risco, ao contrário dos bancos comerciais.

Os resultados destacam as interrelações entre Rentabilidade, Risco, Eficiência e Tamanho nas amostras de cooperativas de crédito e bancos comerciais. Observa-se uma variação significativa nas influências entre as amostras, indicando dinâmicas distintas. Em resumo, os impactos das variáveis estudadas variam de acordo com o horizonte temporal (1, 2 ou 3 semestres) e o tipo de entidade financeira.

Nenhum estudo utilizando as mesmas técnicas e amostra foi encontrado. Estudos similares como o de Luo et al. (2016), que utilizaram VAR para examinar a interrelação entre a abertura financeira, o risco bancário e a eficiência dos lucros bancários utilizando uma amostra de bancos comerciais de vários países, descobriram que a abertura financeira de um país e o risco bancário têm um impacto negativo na eficiência do lucro bancário.

Ademais, Segovia-Vargas et al. (2023) examinaram a eficiência e o impacto das cooperativas de crédito no Equador usando a estimativa do GMM, chegando à conclusão de que Tamanho é a variável mais relevante para a previsão do ROE e que a Rentabilidade da carteira de microcrédito é condicionada pelas variáveis de crédito.

Barros et al. (2020) investigaram a eficiência das cooperativas de crédito no Brasil e a evolução da intermediação financeira e dos serviços bancários. Os autores empregaram a estimativa do GMM para avaliar a eficiência das cooperativas de crédito e demonstraram que há um elevado nível de eficiência na intermediação financeira, com baixa variação ao longo do tempo, associado a uma baixa eficiência no serviço bancário, em que poucas cooperativas se mantiveram eficientes ao longo do tempo.

Tan e Floros (2012) concluem que os valores defasados da rentabilidade e do risco dos bancos não influenciam significativamente seus valores de mercado no contexto bancário chinês.

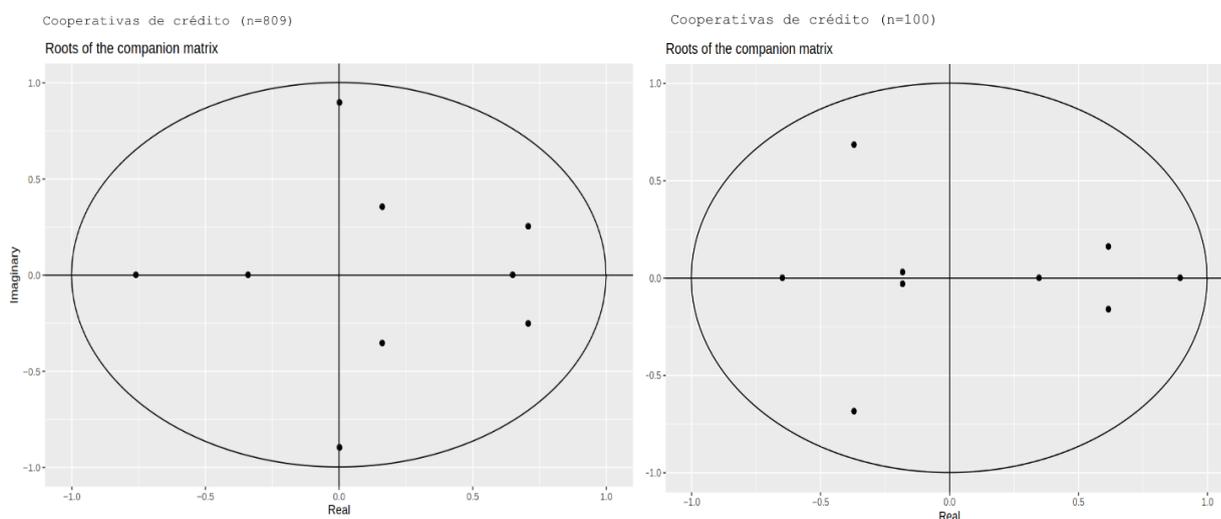
Saleh e Afifa (2020) também investigam o impacto do risco de crédito, do risco de liquidez e do capital bancário na rentabilidade dos bancos utilizando a estimativa do GMM, indicaram que estas variáveis têm um impacto na rentabilidade dos bancos; diferentemente deste estudo que não encontrou relação significativa entre Rentabilidade de bancos comerciais e as outras variáveis do estudo.

4.3.1 Testes de Estabilidade (eigenvalue)

O teste de autovalores indica se a dinâmica do modelo pode ser considerada estável ao longo do tempo. Tal situação pode ser interpretada quando os autovalores estão dentro do círculo unitário. A Figura 12 representa os autovalores para as três amostras: cooperativas de crédito, 809 e 100, respectivamente.

Em ambos os conjuntos de autovalores, todos os valores estão dentro do círculo unitário. Isto indica que os modelos PVAR para cooperativas de crédito satisfazem a condição de estabilidade.

Figura 12 - Raízes da matriz companheira, cooperativas de crédito

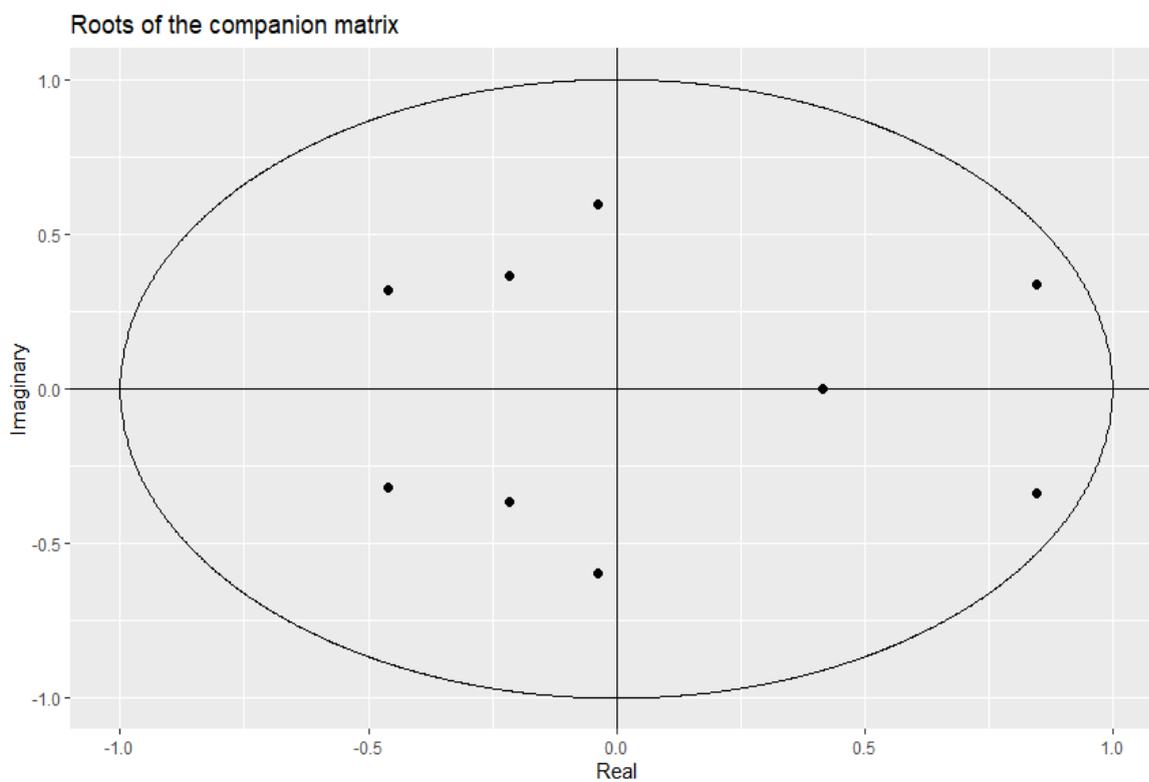


Fonte: elaboração própria

Percebe-se que para as 809 cooperativas de crédito, o módulo dos autovalores varia de aproximadamente 0,339 a 0,897. No segundo conjunto, representando as 100 cooperativas de crédito, o módulo dos autovalores varia de aproximadamente 0,18367 a 0,89488 e possui módulos menores em comparação com o primeiro conjunto. Isto sugere que o segundo modelo PVAR pode apresentar características de estabilidade um pouco mais fortes em comparação com o primeiro modelo. No entanto, é importante notar que ambos os modelos satisfazem a condição de estabilidade.

A Figura 13 representa os autovalores do modelo PVAR para bancos comerciais. A presença de todos os autovalores dentro do círculo unitário no gráfico reforça visualmente a estabilidade do modelo PVAR.

Figura 13 - Raízes da matriz companheira, bancos comerciais



Fonte: elaboração própria.

As figuras 12 e 13 ilustram os autovalores nas amostras de cooperativas de crédito e bancos comerciais. Ambos os conjuntos de autovalores estão dentro do círculo unitário, indicando estabilidade nos modelos PVAR para cooperativas de crédito e bancos comerciais. No primeiro conjunto, de 809 cooperativas, os autovalores variam de 0,339 a 0,897, enquanto que no segundo, de 100 maiores cooperativas, variam de 0,183 a 0,894, com valores menores.

A Figura 13 apresenta os autovalores do modelo PVAR para bancos comerciais, todos igualmente dentro do círculo unitário, reforçando a estabilidade do modelo. Quando os autovalores permanecem nesse limite, a dinâmica do modelo é considerada estável ao longo do tempo, assegurando a qualidade das análises realizadas.

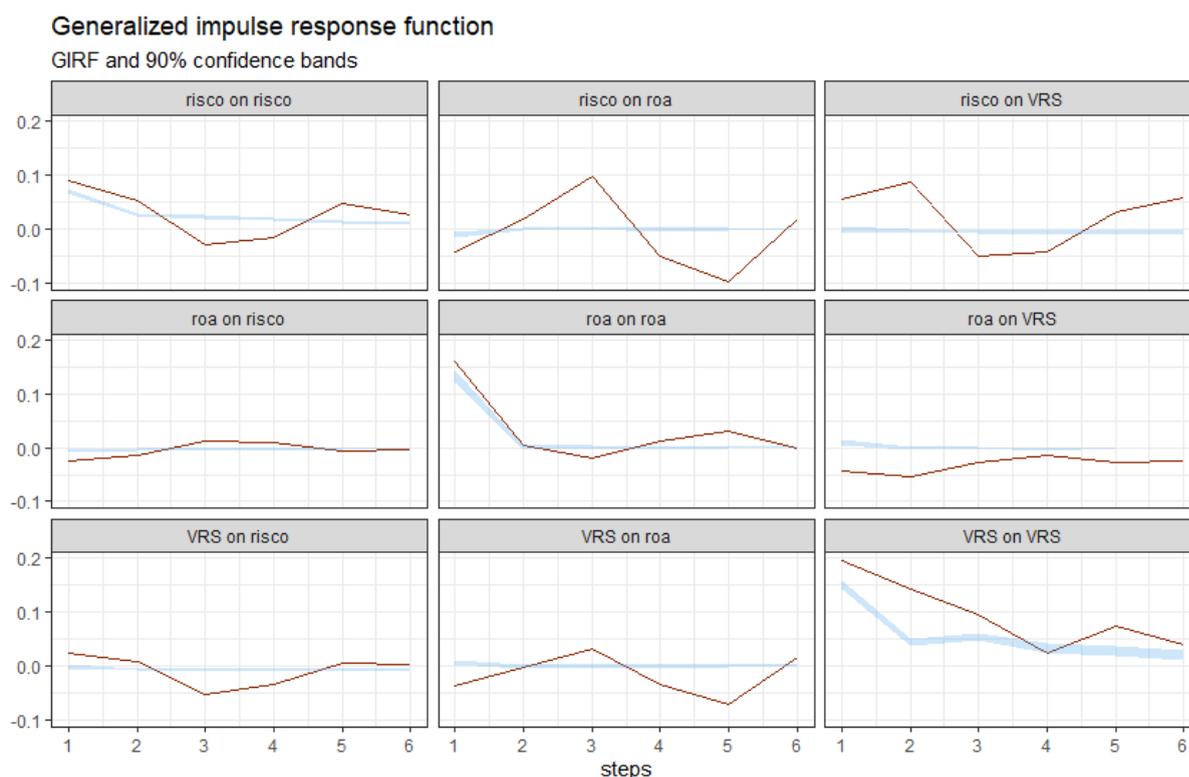
4.3.2 Função de Resposta ao Impulso Generalizado

As funções de resposta ao impulso generalizado (GIRF) foram geradas para os três grupos de amostras, seguindo o mesmo procedimento adotado para os bancos comerciais, com 200 draws para os bootstraps, conforme Ronoowah e Seetanah (2022). Os períodos à

frente foram de 6 semestres, e os intervalos de confiança estabelecidos em 90%. O código completo em linguagem R está disponível no Apêndice A.

A Figura 14 ilustra os impulsos gerados para as 809 cooperativas de crédito. As áreas hachuradas em tonalidade azul clara em torno dos impulsos representam os intervalos de confiança a 90%. Observa-se na Figura 14, que representa as respostas de impulso para a amostra completa de cooperativas de crédito, alguns indícios de efeitos entre as variáveis. No entanto, devido à ausência de um intervalo de segurança confiável, não é possível afirmar com segurança aceitável que esses choques ocorrem na amostra completa de cooperativas de crédito nos semestres projetados. Tal resultado com alta possibilidade de erro alerta a necessidade de se trabalhar com amostras homogêneas.

Figura 14 - Resultados da GIRF, para cooperativas de crédito, n=809

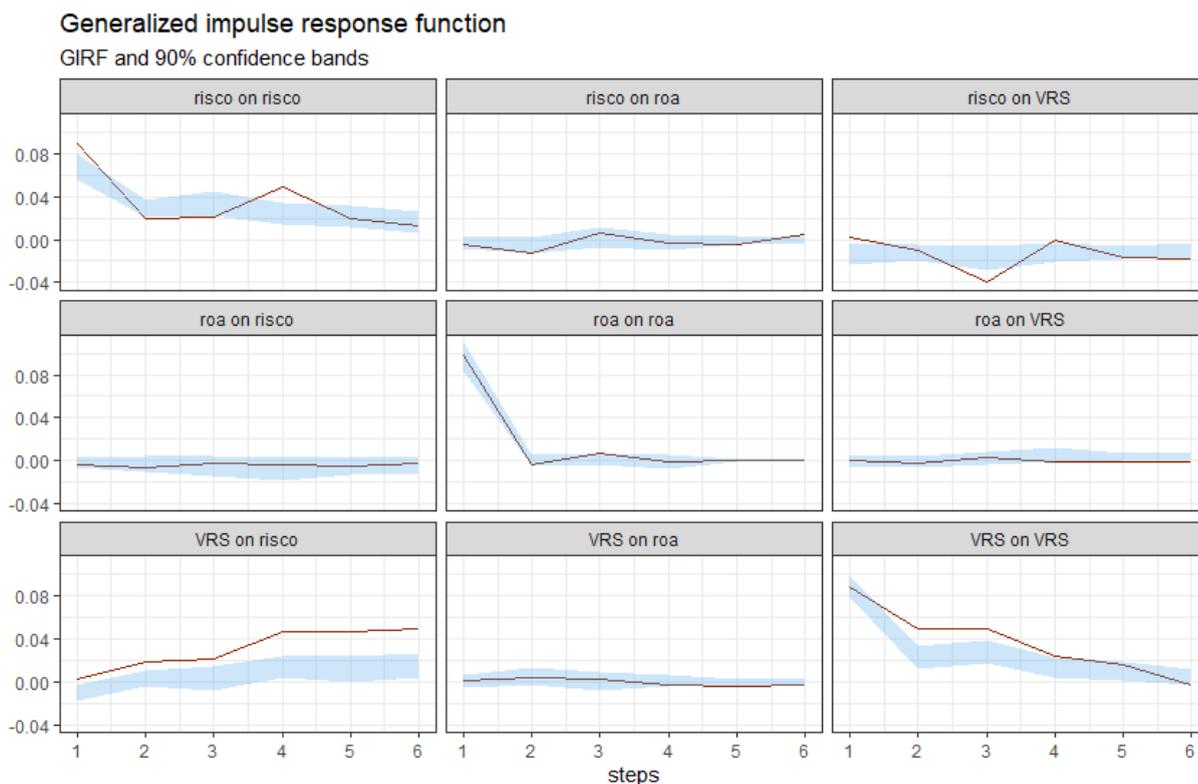


Fonte: elaboração própria.

A Figura 15 ilustra os impulsos gerados para as 100 maiores cooperativas de crédito. As áreas hachuradas em tonalidade azul clara em torno dos impulsos representam os intervalos de confiança. Observa-se que a função GIRF está ajustada ao intervalo de confiança para esta amostra, proporcionando um menor erro ao afirmar as estimativas dos impulsos. Em comparação com a amostra completa de cooperativas de crédito representada na

Figura 14, a amostra com as cem maiores cooperativas, possui uma maior segurança de previsão, possivelmente por ser mais homogênea do que o grupo com todas as cooperativas de crédito.

Figura 15 - Resultados da GIRF, para cooperativas de crédito, n=100



Fonte: elaboração própria

A Figura 15 referente à variável Eficiência representada por VRS, observa-se que o choque dessa variável gera um efeito limitado na Rentabilidade, denotada por "VRS on ROA". A Rentabilidade permanece relativamente estável, sugerindo que as alterações na Eficiência não impactam de forma substancial o retorno sobre os ativos. Por outro lado, o choque do Risco na Rentabilidade, identificado como "Risco on ROA", resulta em um aparente aumento da Rentabilidade. Embora a inclinação da linha não seja acentuada, esse resultado gráfico sugere que um aumento nos riscos das cooperativas pode ser seguido por um leve incremento na rentabilidade, à medida que as cooperativas assumem operações financeiras mais arriscadas, porém mais rentáveis.

Quanto ao choque do Risco sobre o próprio Risco, designado como "Risco on Risco", observa-se inicialmente uma inclinação negativa na linha, indicando que o risco passado provoca uma redução nos riscos futuros. No entanto, a reta parece se estabilizar e crescer,

sendo importante destacar que parte da simulação dos choques do risco no próprio risco está fora do intervalo de confiança.

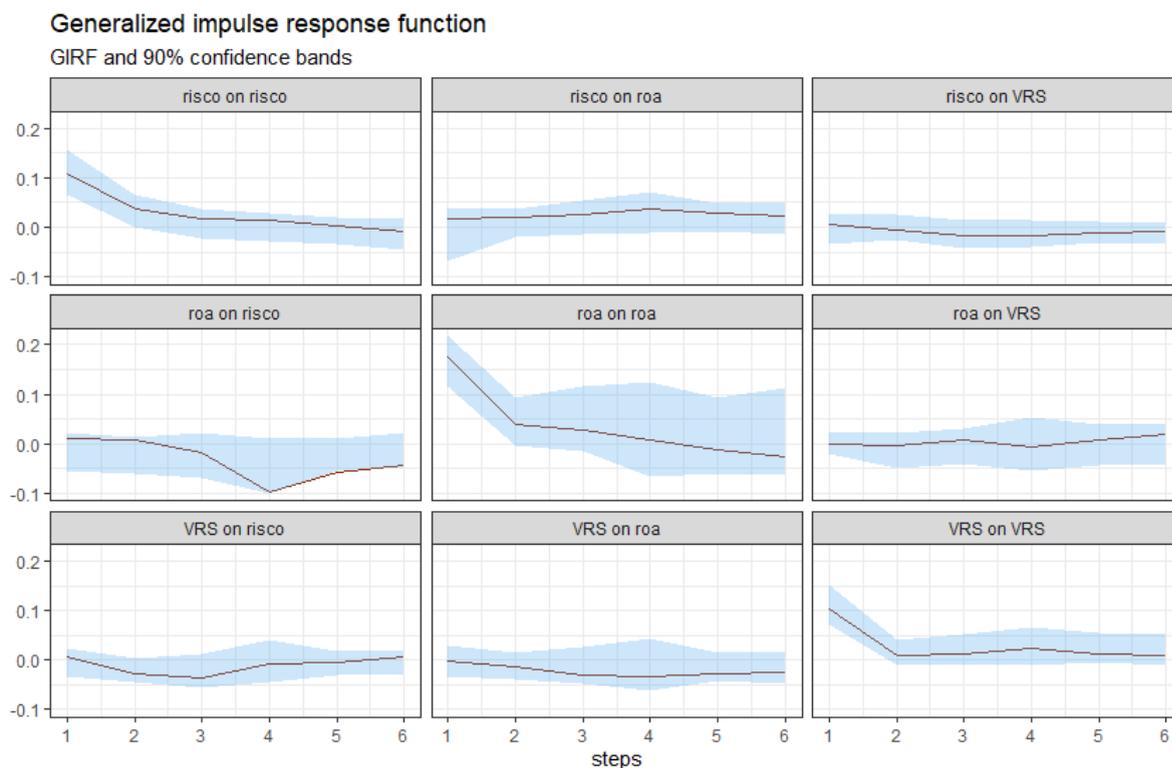
No que diz respeito ao choque de Risco em Eficiência, designado como "Risco on VRS", nota-se que o Risco exerce um impacto negativo na Eficiência. No entanto, devido à ausência do intervalo de confiança, não é possível fazer afirmações com segurança.

Além disso, é visível que um choque em Rentabilidade resulta em um aumento modesto na Eficiência, identificado como "ROA on VRS". Embora esse choque pareça ser positivo, a inclinação é suave e aparenta estar dentro do intervalo de confiança. Também se observa que um choque na Eficiência tem um efeito negativo na própria Eficiência, indicado como "VRS on VRS". Este efeito está fora do intervalo de confiança no início dos semestres, mas dentro do intervalo a partir do quinto semestre.

Nos gráficos das respostas ao impulso para as 100 maiores cooperativas de crédito e para a amostra completa, nota-se uma similaridade nas tendências das GIRFs. No entanto, destaca-se que os padrões dos intervalos de confiança variam consideravelmente entre os dois grupos. Os resultados obtidos para a amostra das 100 maiores cooperativas sugerem padrões consistentes na dinâmica das variáveis de interesse analisadas. Assim, a análise das GIRFs para as 100 maiores cooperativas de crédito produziu resultados mais confiáveis, enfatizando a importância de se utilizar outras técnicas estatísticas em conjunto, uma vez que a análise apenas pelo valor p não seria suficiente.

A Figura 16 apresenta os resultados das Funções de Resposta ao Impulso Generalizadas (GIRFs) para os bancos comerciais. Ao analisar graficamente as GIRFs para os bancos comerciais, observa-se que o impacto negativo da Rentabilidade na própria Rentabilidade, designado como "ROA on ROA", permanece dentro do intervalo de confiança para todos os semestres. Além disso, verifica-se que a Eficiência tem um impacto negativo na própria Eficiência, indicado como "VRS on VRS", mas apenas até o segundo semestre; posteriormente, o impacto tende a ser positivo, aproximando-se de zero. Semelhantemente, o impacto da Eficiência na Rentabilidade, "VRS on ROA", é inicialmente negativo até o terceiro semestre, próximo a zero, e a partir do quarto semestre torna-se ligeiramente positivo.

Figura 16 - Resultados da GIRF, bancos comerciais



Fonte: elaboração própria

A análise das Funções de Resposta ao Impulso Generalizado (GIRF) proporciona insights sobre as dinâmicas das variáveis financeiras nas amostras de cooperativas de crédito, abrangendo a amostra completa, as 100 maiores cooperativas, bem como nos bancos comerciais. Destacam-se observações relevantes: na amostra completa de cooperativas de crédito, embora se evidenciem efeitos entre variáveis, sua afirmação segura é dificultada pela localização fora do intervalo de confiança. Já as GIRFs para as 100 maiores cooperativas de crédito revelam padrões mais consistentes, indicando uma dinâmica financeira mais previsível e confiável em comparação com a amostra completa. No contexto dos bancos comerciais, destaca-se a consistência do impacto negativo da Rentabilidade na própria Rentabilidade, mantendo-se dentro do intervalo de confiança. O impacto negativo da Eficiência na Eficiência é perceptível até o segundo semestre, passando a tender a ser positivo, embora próximo de zero, nos períodos subsequentes.

Em resumo, as GIRFs proporcionam uma visão detalhada das interações entre variáveis financeiras ao longo do tempo, destacando a complexidade dessas relações. Ressalta-se que a interpretação dos resultados deve considerar as incertezas representadas pelos intervalos de confiança.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O estudo conduziu uma análise descritiva de bancos comerciais e cooperativas de crédito em termos de rentabilidade, eficiência e risco entre bancos comerciais e cooperativas de crédito entre 2011 a 2021. Os resultados ofereceram uma visão sobre como essas entidades se comportam, se diferenciam e se assemelham em relação a esses três atributos ao longo do período de análise.

As interações entre Rentabilidade, Risco, Eficiência e Tamanho em diferentes amostras de cooperativas de crédito e bancos comerciais foram analisadas. Funções de Resposta ao Impulso Generalizado (GIRF) foram capazes de fornecer resultados para analisar como choques em variáveis afetam a si mesmas e a outras variáveis ao longo do tempo.

Alguns resultados da GIRF se destoaram. O primeiro motivo é que os intervalos de confiança para a amostra completa de cooperativas de crédito se demonstraram pouco confiáveis. Por isso, não é possível inferir com segurança estatística, os impactos das três variáveis do estudo em si mesmas ou em outras nesta amostra. Isso alerta sobre a necessidade de se criar amostras homogêneas na preparação inicial do estudo e se embasar em técnicas estatísticas adicionais para atenuar o nível de erro do resultado. Por conta disso, os resultados com maior segurança foram os representados pelas amostras das cem maiores cooperativas de crédito e bancos comerciais.

Foi constatado que a Rentabilidade de um semestre passado afeta positivamente a si mesma na amostra das cem maiores cooperativas de crédito e, negativamente, o Risco de bancos comerciais. Ilustrando que a Rentabilidade pode afetar de maneiras diferentes entidades como os bancos comerciais e cooperativas de crédito.

O Risco de um semestre passado afeta, positivamente, a si mesmo em bancos comerciais. Após um ano, afeta, negativamente, a Eficiência das cem maiores cooperativas de crédito. E, em um ano e meio, afeta positivamente os resultados da Rentabilidade de bancos comerciais, consoante com os resultados de My (2020), para o contexto asiático.

Diferentemente de Bittencourt et al (2017), que encontraram relação positiva entre ROA e eficiência para cooperativas de crédito e bancos múltiplos (notando, estes, que têm características diferentes aos comerciais). Não foram encontradas relações significativas entre Rentabilidade e Eficiência para ambas as entidades. Todavia, a Eficiência de um semestre passado afeta, positivamente, a própria Eficiência das cem maiores cooperativas, e negativamente, apenas após dois semestres consecutivos a própria Eficiência de bancos comerciais.

Quanto à variável controle Tamanho, esta impacta positiva o Risco e Eficiência de bancos comerciais e, negativamente, o Risco das cem maiores cooperativas de crédito. Consoante com o trabalho de Alabdullah, Ahmed e Ahmed (2021), na Jordânia, que detectou insignificância entre tamanho e rentabilidade de cooperativas de crédito.

Não foram encontrados estudos que abordassem os mesmos grupos, técnica e ambiente desta dissertação. Há um estudo similar, que utiliza variáveis como Risco e Rentabilidade com cooperativas de crédito, e em contexto peruano, mas carece de resultados confiáveis. É o caso de Virgilio et al. (2022), que utilizam regressão linear para analisar rentabilidade e risco: o coeficiente de determinação extremamente baixo não permite inferir com nível reduzido os erros sobre a relação. Além disso, a regressão linear assume uma relação linear entre as variáveis independentes e dependentes, o que nem sempre pode ser verdadeiro em aplicações práticas, levando a potenciais imprecisões nas previsões do modelo (GUPTA et al., 2017).

É imperativo ressaltar que os resultados deste estudo são específicos para as amostras de cooperativas de crédito e bancos comerciais analisados e podem não ser generalizáveis para todas as entidades do setor. Além disso, as análises baseiam-se em dados até dezembro de 2021, o que pode não refletir mudanças posteriores no mercado financeiro. A interpretação dos resultados depende das variáveis e especificações do modelo PVAR utilizado, e a consideração de outras variáveis endógenas, exógenas e de controle não incluídas no estudo, como variáveis macroeconômicas, pode ser necessária. A estabilidade dos modelos PVAR foi verificada, mas outros diagnósticos de qualidade de ajuste, como heterocedasticidade e autocorrelação residual, também são relevantes.

O estudo apresenta algumas limitações. A primeira delas é a utilização de uma quantidade pequena de simulações, tendo em vista que o número de simulações afeta a precisão e a espessura dos intervalos de confiança. O número de simulações pode ser determinado pelo pesquisador, mas requer recursos computacionais significativos. Por exemplo, Dees et al. (2007), em seu estudo, recomendam 10.000 simulações para obter intervalos de confiança confiáveis.

A segunda limitação seria a técnica utilizada para calcular a variável Eficiência. A aplicação da DEA com uma grande quantidade de variáveis, como a do estudo, requer uma consideração cuidadosa das especificações do modelo e a seleção de entradas e saídas relevantes. Ao abordar a questão do excesso de variáveis, há abordagens para melhorar a aplicabilidade da DEA. Por exemplo, a integração da Análise de Componentes Principais

(PCA) com DEA para reduzir a dimensionalidade e identificar as variáveis mais influentes, agilizando assim a análise de grandes conjuntos de dados (MALEKMOHAMMADI et al, 2014), o que não foi feito neste estudo.

A terceira limitação foi a própria escolha das variáveis para as cooperativas de crédito. Apesar de possuírem uma rentabilidade maior do que os bancos comerciais, como demonstrado em um dos resultados, as cooperativas de créditos possuem propósitos diferentes aos de uma instituição com finalidade lucrativa. Por isso, a análise através da variável Eficiência e também da Rentabilidade talvez não sejam as mais adequadas para esse tipo de entidade; e um dos motivos pode residir no fato de que visam ao atendimento das necessidades econômicas de seus associados (CARVALHO; BIALOSKORSKI, 2008), e não da maximização de lucro.

É digno de nota que não foram encontrados estudos que abrangessem os mesmos grupos de amostra, o mesmo período e o mesmo modelo, embora estudos anteriores tenham investigado variáveis e amostras semelhantes, como o de Matias et al. (2014), que constataram que bancos privados exibiram níveis de eficiência superiores aos das cooperativas de crédito, o de Bittencourt et al. (2016) que concluíram que as cooperativas de crédito demonstraram avanços superiores em tecnologia e eficiência de escala em comparação com os bancos comerciais, o de Ceretta e Niederauer (2001) que apontaram que bancos maiores superaram bancos menores no domínio da rentabilidade, o de Bittencourt et al. (2017) que chegaram à conclusão de que não há evidências sólidas para apoiar a afirmação de que existem diferenças substanciais em termos de ROE entre cooperativas de crédito e bancos múltiplos, e o de Santos et al (2021) que encontraram uma correlação direta entre risco de crédito mais elevado e pontuações de eficiência mais baixas nas cooperativas de crédito.

O estudo enseja possibilidade de futuras pesquisas que se originem de temas similares ao deste. Como comparar diferentes abrangências de entidades financeiras, como bancos cooperativos *versus* bancos de desenvolvimento, ou cooperativas de crédito urbanas *versus* rurais, diferem em termos de desempenho e quais fatores específicos influenciam essas diferenças.

Os resultados desta pesquisa contribuem para complementar o corpo de conhecimento existente, primeiro por adotar PVAR como modelo, muito utilizado no contexto de econometria para capturar as interdependências entre séries temporais econômicas (LUTKEPOHL, 2014), mas pouco utilizado no contexto de avaliação de cooperativas de crédito e bancos comerciais.

A segunda contribuição consistiu em enriquecer o corpo de conhecimento existente acerca das bases de dados do BCB. As figuras 2, 3 e 4 ilustram árvores de decisão que delineiam o fluxo de processamento de três bases de dados distintas provenientes do BCB. Essas representações visuais agilizam a compreensão das documentações associadas às bases, mitigando assim o tempo para que outros pesquisadores assimilem as informações cruciais antes de iniciar o tratamento dos dados.

A terceira contribuição consistiu em disponibilizar o código em Python, nos Apêndices, necessário para realizar o tratamento preliminar dos dados, conduzir testes estatísticos e criar visualizações gráficas. A capacidade de conduzir a pesquisa por meio de código aberto e gratuito pode democratizar o acesso à informação. Simultaneamente à terceira contribuição, o emprego de programas de código aberto, tais como bibliotecas em R para a estimação dos modelos PVAR, e a geração da variável Eficiência com DEA por meio do pyDEA, em Python, representa uma contribuição adicional para democratizar não apenas o acesso à informação, mas também a capacidade de reproduzir a pesquisa utilizando as mesmas técnicas e escopos, sem incorrer em custos financeiros adicionais.

REFERÊNCIAS

- ABU-BADER, S.; ABU-QARN, A.S.. Financial development and economic growth: the Egyptian experience, *Journal of Policy Modeling*, v. 30, n. 5, p. 887-898, 2008.
- ABRIGO, M. R.; LOVE, I. Estimation of panel vector autoregression in Stata. *The Stata Journal*, v. 16, n. 3, p. 778-804, 2016.
- ACKERMANN, J. The subprime crisis and its consequences. *Journal of Financial Stability* 4, no. 4: 329-337, 2008.
- ACHARYA, V. V.; HASAN, I.; SAUNDERS, A. Should banks be diversified? Evidence from individual bank loan portfolios. *The Journal of Business*, v. 79, n. 3, p. 1355-1412, 2006.
- ADUSEI, M.; POKU, K.; AKOMEA, S., Manager bonding and the technical efficiency of cooperative credit unions-parametric and non-parametric analyses. *Annals of Public and Cooperative Economics*. 2022.
- ALABDULLAH, T. T. Y.; AHMED, E. R.; AHMED, R. R. Organization features and profitability: Implications for a sample of Emerging Countries. *Journal of Accounting and Business Education*, v. 5, n. 2, p. 43-52, 2021.
- ALABDULLAH, T. T. Y. Management accounting insight via a new perspective on risk management-companies' profitability relationship. *International Journal of Intelligent Enterprise*, v. 9, n. 2, p. 244-257, 2022.
- ALLEN, F., et al. (2016). The foundations of financial inclusion: Understanding ownership and use of formal accounts. *Journal of Financial Intermediation*, 27, 1–30. doi:10.1016/j.jfi.2015.12.003.
- ALBUQUERQUE, J.; RIBEIRO, E. P. Avaliação dos indicadores de predição de insolvência bancária no Brasil para os períodos de 1994/95 e 1997/98: uma análise de robustez. In: ENCONTRO NACIONAL DE ECONOMIA - ANPEC, 29, 2001, Salvador. *Anais. XXIX Encontro Nacional de Economia - ANPEC*. Campinas, SP: ANPEC, 2001. p. 45-65.
- ALCARAZ, M. C.; MONTEAGUDO, I.; TORMO, F. S. El papel de las cooperativas de crédito en el sostenimiento de la España vaciada a través del capital social. *REVESCO: revista de estudios cooperativos*, n. 138, p. 14-28, 2021.
- ALMEIDA, D. C. Bancos e concentração do crédito no Brasil: 1995-2004. Cedeplar. Belo Horizonte/MG, UFMG: 89, 2007.
- ALTMAN, E. I., Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy, *Journal of Finance*, 589-609, 1968.
- ALTUNBAS, Y., EVANS, L.; MOLYNEUX, P., Bank ownership and efficiency. *Journal of money, credit and banking*, pp.926-954. 2001.
- AMERSDORFFER, F. et al. Efficiency in microfinance: Financial and social performance of agricultural credit cooperatives in Bulgaria. *Journal of the Operational. Research Society*, 66(1), 57–65. 2015.

AMSDER A. H., EUH Y. D. 'South Korea's 1980s Financial Reforms: Agriculture and Industry: Arguments from Theory and Fact', *The World Bank Economic Review*, 7, 113–138, 1993.

ARELLANO, M.; BOND, S. Some tests of specification for panel data: Monte Carlo evidence and an application to employment equations. *The review of economic studies*, v. 58, n. 2, p. 277-297, 1991.

ASPAL, P. K.; DHAWAN, S.; NAZNEEN, A. Significance of bank specific and macroeconomic determinants on performance of Indian private sector banks. *International Journal of Economics and Financial Issues*, v. 9, n. 2, p. 168, 2019.

BAI, J.; NG, Serena. Determining the number of primitive shocks in factor models. *Journal of Business & Economic Statistics*, v. 25, n. 1, p. 52-60, 2007.

BALTAGI, B. H.; FINGLETON, B.; PIROTTE, A. Estimating and forecasting with a dynamic spatial panel data model. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, v. 76, n. 1, p. 112-138, 2014.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. *O que é cooperativa de crédito?*. 2023. Disponível em: <https://www.bcb.gov.br/estabilidadefinanceira/cooperativacredito>. Acesso em: 20 abr. 2023.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. *O que é banco (instituição financeira)*. 2023. Disponível em: <https://www.bcb.gov.br/estabilidadefinanceira/bancoscaixaseconomicas>. Acesso em: 20 abr. 2023.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. Estabilidade Financeira. *Sistema Financeiro Nacional (SFN)*. Disponível em: <https://www.bcb.gov.br/estabilidadefinanceira/sfn>. Acesso em: 20 abr. 2023.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. *Relatório de Economia Bancária: Crescimento de Cooperativas*. Disponível em: https://www.bcb.gov.br/content/publicacoes/Documents/reb/boxesreb202x/boxe_6_crescimentocooperativas.PDF. Acesso em: 14 de ago. de 2023.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. *Relatório de Cidadania Financeira 2021*. Brasília: Banco Central do Brasil, 2021. Disponível em: https://www.bcb.gov.br/content/cidadaniafinanceira/documentos_cidadania/RIF/Relatorio_de_Cidadania_Financeira_2021.pdf. Acesso em: 20 ago. 2023.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. SCR por sub-região. 2023. Brasília: Banco Central do Brasil, 2023. Disponível em: <https://dadosabertos.bcb.gov.br/dataset/scr-por-sub-regiao>. Acesso em: 10 nov. 2023.

BANERJEE, A. V.; BESLEY, T.; GUINNANE, T. W. Thy neighbor's keeper: The design of a credit cooperative with theory and a test. *Quarterly Journal of Economics*, 109(2), 491–515. 1994.

BARIGOZZI, M.; BROWNLEES, C. Nets: Network estimation for time series. *Journal of Applied Econometrics*, v. 34, n. 3, p. 347-364, 2019.

- BARROSO, M. F. G. *Distribuição de resultados e desempenho de cooperativas de crédito: estudo comparativo no estado de São Paulo*. 2009. 165 f. Dissertação (Mestrado em Controladoria e Contabilidade) – Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2009.
- BARROS, M. G. et al. Efficiency of credit unions in Brazil: an analysis of the evolution in financial intermediation and banking service. *RAUSP Management Journal*, v. 55, p. 289-308, 2020.
- BAUER, K. J.; MILES, L. L.; NISHIKAWA, T. The effect of mergers on credit union performance. *Journal of Banking and Finance*, 33(12), 2267–2274. 2009.
- BEAVER, W. Financial ratios as predictors of failure: empirical search in accounting: selected studies. *Journal of Accounting Research*, n.4, p. 71-111, jan. 1966. Suplemento.
- BECK, T; DEMIRGUC-KUNT, A.; LEVINE, R. Finance, inequality and poverty: cross-country evidence, *World Bank Policy Research Working Paper* 3338, 2004.
- BELLATO, L. L. N. *Estrutura de propriedade, governança corporativa e tomada de risco pelos bancos*. 2022. Tese de Doutorado.
- BERGER, A. N.; UDELL, Gregory F. Relationship lending and lines of credit in small firm finance. *Journal of business*, p. 351-381, 1995.
- BERGER, A.N; DEYOUNG, R. Problem loans and cost efficiency in commercial banks. *Journal of banking & finance*, 21(6), pp.849-870. 1997.
- BHATIA, V., BASU, S., MITRA, S.K.; DASH, P. A review of bank efficiency and productivity. *OPSEARCH* 55(3–4): 557–600, 2018.
- BREITUNG, J; WIGGER, C. Alternative GMM estimators for spatial regression models. *Spatial Economic Analysis*, v. 13, n. 2, p. 148-170, 2018.
- BIDDLE, G.C.; HILARY, G.; VERDI, R.S. How does financial reporting quality relate to investment efficiency?. *Journal of accounting and economics*, 48(2-3), pp.112-131. 2009.
- BILGICER, T. et al. The long-term effect of multichannel usage on sales. *Customer Needs and Solutions*, v. 2, p. 41-56, 2015.
- BITTENCOURT, W. R. et al. Rentabilidade em bancos múltiplos e cooperativas de crédito brasileiros. *Revista de Administração Contemporânea*, v. 21, p. 22-40, 2017.
- BITTENCOURT, W. R. et al. Eficiência de escala e mudança tecnológica em cooperativas de crédito e bancos múltiplos utilizando o COSIF. *Enfoque: Reflexão Contábil*, v. 35, n. 2, p. 123-138, 2016.
- BLUNDELL, R.; BOND, S. Initial conditions and moment restrictions in dynamic panel data models. *Journal of econometrics*, v. 87, n. 1, p. 115-143, 1998.
- BOITANO, G; ABANTO, D. Challenges of financial inclusion policies in Peru. *Revista Finanzas y Política Económica*, v. 12, n. 1, p. 89-117, 2020.

BONIZIO, R. C.; DA SILVA, N. Z. Cooperativa de crédito e bancos comerciais: uma comparação da riqueza gerada a partir das operações de crédito. *Revista de Gestão e Organizações Cooperativas*, v. 5, n. 9, p. 71-84, 2018.

BOUCHER, C. M. et al. Risk models-at-risk. *Journal of Banking & Finance*, 44, pp.72-92., 2014.

BRASIL. Conselho Monetário Nacional. Resolução CMN nº 2.682, de 21 de dezembro de 1999. *Dispõe sobre critérios de classificação das operações de crédito e regras para constituição de provisão para créditos de liquidação duvidosa*. Brasília, 1994.

BRASIL. Conselho Monetário Nacional. Resolução CMN nº 4.858, de 23 de outubro de 2020. *Dispõe sobre o Padrão Contábil das Instituições Reguladas pelo Banco Central do Brasil (Cosif)*. Diário Oficial da República Federativa do Brasil, Brasília, DF, 26 out. 2020. Seção 1, p. 15.

BRASIL. Conselho Monetário Nacional. Resolução CMN nº 2.099, de 17 de agosto de 1994. *Dispõe sobre as condições relativamente ao acesso ao Sistema Financeiro Nacional*. Brasília, 1994.

BRASIL. LEI Nº 5.764, DE 16 DE DEZEMBRO DE 1971. *Dispõe a Política Nacional de Cooperativismo, institui o regime jurídico das sociedades cooperativas, e dá outras providências*. Brasília, 1971.

BRAZ, R. M.; GONÇALVES, R. M. L. Indicadores Padrão De Eficiência Das Cooperativas De Crédito De Minas Gerais Por Meio Da Análise Envoltória De Dados (Dea). *Organizações Rurais e Agroindustriais/Rural and Agro-Industrial Organizations*, v. 20, p. 202-217, 2020.

BRESSAN, V. G. F.; BRAGA, M. J.; BRESSAN, A. A. Análise do risco de insolvência pelo modelo de COX: uma aplicação prática. *Revista de Administração de Empresas (RAE)*, Edição especial Minas Gerais, v. 44, 2006, n. 1, p. 83-96.

BRESSAN, V. G. F.; BRAGA, M. J.; LIMA, J. E. Análise de insolvência de cooperativas de crédito rural do estado de Minas Gerais. *Estudos econômicos*, São Paulo, v. 34, n. 3, p. 553-585, jul. set. 2004.

BRITO, G. A. S.; ASSAF, A. Modelo de classificação de risco de crédito de empresas. *Revista Contabilidade & Finanças*, v. 19, p. 18-29, 2008.

CAO, S.; ZHANG, Y.; ZHOU, Q. 2SLS and IV Estimation of Dynamic Panel Models with Heterogeneous Trend. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, v. 83, n. 6, p. 1408-1431, 2021.

CARCHANO, M.; CARRASCO, I.; SOLER, F.. La contribución de las cooperativas de crédito para aliviar la exclusión financiera geográfica en los espacios menos poblados: el caso de España. *CIRIEC España: revista de economía pública, social y cooperativa*, 2021, num. 103, p. 197-224, 2021.

CARPITELLA, S. et al., Managing human factors to reduce organisational risk in industry. *Mathematical and Computational Applications*, 23(4), p.67. 2018.

CARVALHO, F. L.; BIALOSKORSKI, S. B. Indicadores de avaliação de desempenho econômico em cooperativas agropecuárias: um estudo em cooperativas paulistas. *Organizações Rurais e Agroindustriais*, 10(3). 2008.

CARVALHO, F. L. et al.. Exit and Failure of Credit Unions in Brazil: A Risk Analysis. *Revista Contabilidade & Finanças*, v. 26, n. 67, p. 70–84, jan. 2015.

CASSIA, R. et al. Ativos e Passivos Intangíveis: Uma análise da Rentabilidade e Produtividade das Empresas de Capital Aberto Listadas no Brasil. *Sociedade, Contabilidade e Gestão*, v. 15, n. 2, p. 63-82, 2020.

CERETTA, P.S.; NIEDERAUER, C.A.P. Rentabilidade e eficiência no setor bancário brasileiro. *Revista de Administração Contemporânea*, 5, pp.7-26. 2001.

CHANGJIAN, L.; PENG, H. Credit risk assessment for rural credit cooperatives based on improved neural network. In *2017 International Conference on Smart Grid and Electrical Automation (ICSGEA)* (pp. 227-230). IEEE. 2017.

CHAKALABBI, B. F.; NEREGAL, S.; MATUR, S. GMM Estimation of AR (1) Time Series Model with One Additional Regressor. *International Journal of Computational and Theoretical Statistics*, v. 6, n. 2, 2019.

CHARNES, A.; COOPER, W.W; RHODES, E. Measuring the efficiency of decision making units. *European journal of operational research*, 2(6), pp.429-444. 1978.

CHOI, J.; SHIN, D. W. How to improve oil consumption forecast using google trends from online big data?: the structured regularization methods for large vector autoregressive model. *Communications for Statistical Applications and Methods*, v. 29, n. 1, p. 41-51, 2022.

CHORTAREAS, G. E.; GARZA-GARCIA, J. G.; GIRARDONE, C. Banking sector performance in Latin America: Market power versus efficiency. *Review of Development Economics*, v. 15, n. 2, p. 307-325, 2011

CROISSANT, Y.; MILLO, G. Panel data econometrics in R: The plm package. *Journal of statistical software*, v. 27, n. 2, p. 1-43, 2008.

CRUZ, A. D. O comportamento do spread bancário em um contexto macroeconômico. 2015.

CHANG H.-J. Kicking Away the Ladder: Development Strategy in Historical Perspective. London: Anthem Press, 2002.

CHÁVEZ, C. C. The Impact of Macroeconomics Factors on Real Exchange Rate in Latin America:: A Dynamic Panel Data Analysis. *Latin American Journal of Trade Policy*, v. 3, n. 8, p. 6-31, 2020.

CHEN, Z.; JIN, M., Financial inclusion in China: Use of credit. *Journal of Family and Economic Issues*, 38, pp.528-540, 2017.

DELLINGER, J.; ETGEN, J. Eigenvalues, singular values, and stability analysis. In: *SEG Technical Program Expanded Abstracts. Society of Exploration Geophysicists*, 1996. p. 1975-1978. 1996.

- DEES, S et al. Exploring the international linkages of the euro area: a global VAR analysis. *Journal of applied econometrics*, 22(1), pp.1-38 .2007.
- DIMITRAS, A. I., ZANAKIS, S. H., ZOPOUNIDIS, C. A survey of business failures with an emphasis on prediction methods and industrial applications. *European Journal of Operational Research*, v. 90, n 3, p. 487-513, 1996.
- DRAKEFORD, M.; GREGORY, L. Anti-poverty practice and the changing world of credit unions: New tools for social workers. *Practice*, 20(3), 141–150. 2008.
- DUCHNOWSKI, R.; WYSZKOWSKA, P. Testing normality of chosen R-estimates used in deformation analysis. *Journal of Geodetic Science*, v. 10, n. 1, p. 7-13, 2020.
- DUGUMA, G. J.; HAN, J. Effect of deposit mobilization on the technical efficiency of rural saving and credit cooperatives: Evidence from Ethiopia. *Annals of Public and Cooperative Economics*, v. 92, n. 4, p. 621-647, 2021.
- ELY, D. Credit unions and risk. *Journal of Regulatory Economics*, 46, pp.80-111. 2014.
- ERLANDO, A.; RIYANTO, F. D.; MASAKAZU, S. Financial inclusion, economic growth, and poverty alleviation: evidence from eastern Indonesia. *Heliyon*, v. 6, n. 10, 2020.
- FEDDERKE, J. W.; LIU, Y. Schumpeterian and semi-endogenous productivity growth explanations. *Economics of Transition*, v. 25, n. 1, p. 111-137, 2017.
- FREEL, MARK et al. The latent demand for bank debt: characterizing “discouraged borrowers”. *Small business economics*, v. 38, n. 4, p. 399-418, 2012
- FREITAS, A. G.; PAULA, L. F. R. Concentração regional do crédito e consolidação bancária no Brasil: uma análise pós-real. *Revista Economia*, v. 11, n. 1, p. 97-123, 2010.
- FUNGÁCOVÁ, Z.; WEILL, L. A view on financial inclusion in Asian countries (BOFIT Policy Brief No. 8). Helsinki: Bank of Finland, 2014.
- GALARIOTIS, E. C.; MAKRICHORITI, P.; SPYROU, S. Sovereign CDS spread determinants and spill-over effects during financial crisis: A panel VAR approach. *Journal of Financial Stability*, v. 26, p. 62-77, 2016.
- GALEANO, E.V., FEIJÓ, C., Crédito e crescimento econômico: evidências a partir de um painel de dados regionais para a economia brasileira nos anos 2000. *Revista econômica do Nordeste*, 43(2), pp.201-220, 2012.
- GALLO, J.G., APILADO, V.P.; KOLARI, J.W., Commercial bank mutual fund activities: Implications for bank risk and profitability. *Journal of Banking & Finance*, 20(10), pp.1775-1791. 1996.
- GIMENES, R. M. T.; URIBE, M. A. Previsão de Insolvência de Cooperativas Agropecuárias por Meio de Modelos Multivariados. *Revista FAE*, Curitiba, v. 4, n. 3, p. 69-78, set./dez. 2006.
- GIROH, D. Y. et al. OVERCOMING SMALL HOLDER FARMERS’FINANCIAL EXCLUSION USING ANCHOR BORROWERS’PROGRAMME IN YOLA NORTH AND YOLA SOUTH LOCAL GOVERNMENT AREAS, ADAMAWA STATE, NIGERIA.

Scientific Papers: Management, Economic Engineering in Agriculture & Rural Development, v. 21, n. 1, 2021.

GODDARD, J.; MCKILLOP, D.; WILSON, J. O. S. The diversification and financial performance of US credit unions. *Journal of Banking & Finance*, 32(9), 1836–1849., 2008.

GOAIED, M.; GASMI, A. The effects of household and firm credit on growth: New evidence from a panel of developed and developing countries. *Australian Economic Papers*, v. 60, n. 3, p. 544-561, 2021.

GONÇALVES, C. M. et al. Impacto da livre admissão de associados no desempenho de cooperativas de crédito brasileiras. 2022.

GOURIO, F., Credit risk and disaster risk. *American Economic Journal: Macroeconomics*, 5(3), pp.1-34. 2013.

GUPTA, A.; SHARMA, A.; GOEL, A. Review of regression analysis models. *Int. J. Eng. Res. Technol*, 6(08), pp.58-61. 2017.

GRANGER, C. Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, p. 424-438, 1969.

GUIDI, F. Concentration, competition and financial stability in the South-East Europe banking context. *International Review of Economics & Finance*, v. 76, p. 639-670, 2021.

GUTIÉRREZ, B. et al. The poverty penalty and microcredit. *Social Indicators Research*, v. 133, n. 2, p. 455-475, 2017.

HAGAG, A. Normality tests Procedure with power comparison. *المجلة العلمية للاقتصاد و التجارة*, v. 52, n. 2, p. 499-556, 2022.

HAJJ, Z. S. *Evolução e desempenho dos bancos durante o Plano Real*. 2005. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo.

HARWOOD, I.A., WARD, S.C.; CHAPMAN, C.B., A grounded exploration of organisational risk propensity. *Journal of Risk Research*, 12(5), pp.563-579. 2009.

HOLTZ-EAKIN et al, 1988. Estimating vector autoregressions with panel data. *Econometrica: Journal of the econometric society*, pp.1371-1395.

HOMER, S., *A History of Interest Rates*, second edition, New Brunswick, NJ: Rutgers University Press, 1977.

HUPPI, M., FEDER, G. The role of groups and credit cooperatives in rural lending. *The World Bank Research Observer*, 5(2), pp.187-204. 1990

ICA. International Cooperative Alliance. What is a Cooperative. Disponível em: <https://www.ica.coop/en/cooperatives/what-is-a-cooperative>. Acesso em: 29 ago. 2023.

IRAWAN, D.; KACARIBU, F. Tri-cycles analysis on bank performance: Panel VAR approach. *Buletin Ekonomi Moneter Dan Perbankan*, v. 19, n. 4, p. 403-442, 2017.

- 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.
- JALILIAN, H.; KIRKPATRICK, C.. Financial development and poverty reduction in developing countries, *International Journal of Finance and Economics*, v. 7, n. 2, p. 97-108, 2002.
- JANOT, M. M. Modelos de previsão de insolvência bancária no Brasil. *Trabalhos para Discussão*, Brasília: BCB, n. 13, p. 1-41, mar. 2001.
- JOHNSON, V. E. Revised standards for statistical evidence. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, v. 110, n. 48, p. 19313-19317, 2013.
- JOHNSON, M.R. *Aristotle on teleology*. Clarendon Press. 2005.
- JOO, S. J. et al. Measuring the comparative performance of branches of a credit union for internal benchmarking. *Benchmarking*, 24(6), 1663–1674.
- KALLI, Maria; GRIFFIN, Jim E. Bayesian nonparametric vector autoregressive models. *Journal of econometrics*, v. 203, n. 2, p. 267-282, 2018.
- KLOMP, J.; DE HAAN, J. Bank regulation, the quality of institutions, and banking risk in emerging and developing countries: an empirical analysis. *Emerging Markets Finance and Trade*, v. 50, n. 6, p. 19-40, 2014.
- KILLEN, P.R. The four causes of behavior. *Current Directions in Psychological Science*, 10(4), pp.136-140. 2001.
- KING, R.G.; LEVINE, R. Finance and growth: Schumpeter might be right, *Quarterly Journal of Economics*, v. 108, n 3, p. 713-737, 1993.
- KULE, B. J. M. K.; KAMUKAMA, N.; KIJJAMBU, N. F.. Credit management systems and financial performance of savings and credit cooperatives (SACCOS) in mid-western Uganda. 2020.
- LAL, T. Measuring impact of financial inclusion on rural development through cooperatives. *International Journal of Social Economics*, 2018.
- LÁZARO, L. M. C.; SOUSA, F. A. P. Análisis del impacto de las reformas financieras de 2014 en las sociedades cooperativas de ahorro y préstamo de México. *REVESCO: revista de estudios cooperativos*, n. 135, p. 121-136, 2020.
- LE, T. DQ; NGO, T. The determinants of bank profitability: A cross-country analysis. *Central Bank Review*, v. 20, n. 2, p. 65-73, 2020.
- LEO, M.; SHARMA, S.; MADDULETY, K. Machine learning in banking risk management: A literature review. *Risks*, v. 7, n. 1, p. 29, 2019.
- LIMA, R. E.; ARAÚJO, M. B. V.; AMARAL, H. F. Conflito de agência: um estudo comparativo dos aspectos inerentes a empresas tradicionais e cooperativas de crédito. *Revista de contabilidade e organizações*, v. 2, n. 4, p. 148-157, 2008.

LUO, Y.; TANNA, S.; VITA, G. Financial openness, risk and bank efficiency: Cross-country evidence. *Journal of Financial Stability*, v. 24, p. 132-148, 2016.

LUTKEPOHL, H. Introduction to Multiple Time Series Analysis. – Springer-Verlag, 1993.

KANITZ, S. C. *Indicadores contábeis e financeiros de previsão de insolvência: a experiência da pequena e média empresa brasileira*. 1976. 187 f. Tese (Livre Docência) – Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo, 1976.

KIM, T. K.; PARK, J. H. More about the basic assumptions of t-test: normality and sample size. *Korean journal of anesthesiology*, v. 72, n. 4, p. 331-335, 2019.

MALEKMOHAMMADI et. al. Limited resources in Data Envelopment Analysis with imprecise and integer data. *Data Envelopment Analysis and Decision Science*. 2014. 10.5899/2014/dea-00059. 2014.

MARTÍNEZ, A; FERNÁNDEZ, Y; SIERRA, M. 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.

MARTÍNEZ, A.; FERNÁNDEZ, Y. What about the social efficiency in credit cooperatives? Evidence from Spain (2008–2014). *Social Indicators Research*, 131(2), 607–629. 2017.

MASON, S. J.; GRAHAM, N. E. Areas beneath the relative operating characteristics (ROC) and relative operating levels (ROL) curves: Statistical significance and interpretation. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society: A journal of the atmospheric sciences, applied meteorology and physical oceanography*, v. 128, n. 584, p. 2145-2166, 2002.

MATIAS, A. B. et al. Bancos versus cooperativas de crédito: um estudo dos índices de eficiência e receita da prestação de serviços entre 2002 e 2012. *RAM. Revista de Administração Mackenzie*, v. 15, n. 5, p. 195-223, 2014.

MATOS, P.; SANTOS, D.A.V., A Note on the Effect of Decomposing Credit for Explaining Brazilian Cross-State GDP Growth. *Revista Brasileira de Economia*, 74, pp.155-166, 2020.

MCKINNEY, Wes et al. pandas: a foundational Python library for data analysis and statistics. *Python for high performance and scientific computing*, v. 14, n. 9, p. 1-9, 2011.

METTENHEIN, K. Para uma análise transdisciplinar dos bancos públicos federais na democracia brasileira. Bancos públicos e desenvolvimento. Brasília, DF, IPEA, p. 105-150, 2010.

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*, 26(8), pp.1563-1591. 2002.

MEGGINSON, W.L., The economics of bank privatization. *Journal of Banking & Finance*, 29(8-9), pp.1931-1980. 2005.

MILLER, S. M.; NOULAS, A. G. The technical efficiency of large bank production. *Journal of banking & finance*, v. 20, n. 3, p. 495-509, 1996.

- MOUROUZIDOU-DAMTSA, S.; MILIDONIS, A.; STATHOPOULOS, K. National culture and bank risk-taking. *Journal of Financial Stability*, v. 40, p. 132-143, 2019.
- MY, S.T. Credit risk and bank stability of Vietnam commercial bank: a BK approach. *International Journal of Analysis and Applications*, 18(6), pp.1066-1082. 2020.
- NACHAR, N. et al. The Mann-Whitney U: A test for assessing whether two independent samples come from the same distribution. *Tutorials in quantitative Methods for Psychology*, v. 4, n. 1, p. 13-20, 2008.
- NASCIMENTO, J. R. et al. Uma Análise do Desempenho das Cooperativas de Crédito Rural Brasileiras Segundo Modelo DEA—Análise Envoltória de Dados. In: *Anais do Congresso Brasileiro de Custos-ABC*. 2008.
- OLAOYE, O. O.; ORISADARE, M.a; OKORIE, U. Government expenditure and economic growth nexus in ECOWAS countries: A panel VAR approach. *Journal of Economic and Administrative Sciences*, v. 36, n. 3, p. 204-225, 2020.
- ORR, J. M.; SACKETT, P. R.; DUBOIS, C. LZ. Outlier detection and treatment in I/O psychology: A survey of researcher beliefs and an empirical illustration. *Personnel Psychology*, v. 44, n. 3, p. 473-486, 1991.
- PARADI, J.C.; ZHU, H. A survey on bank branch efficiency and performance research with data envelopment analysis. *Omega* 41: 61–79. 2013.
- PAVLOVSKAYA, M.; ELETTO, R. Credit unions, class, race, and place in New York City. *Geoforum*, v. 127, p. 335-348, 2021.
- PEREIRA, A. G. V. Consolidação bancária e a performance dos bancos pequenos no Brasil. 2014. Tese de Doutorado.
- PESARAN, M. H. Time series and panel data econometrics. *Oxford University Press*, 2015.
- PÉREZ, M. The four causes of ADHD: Aristotle in the classroom. *Frontiers in psychology*, 8, p.928. 2017.
- PÉRILLEUX, A.; VANROOSE, A.; D'ESPALLIER, B. Are financial cooperatives crowded out by commercial banks in the process of financial sector development?. *Kyklos*, v. 69, n. 1, p. 108-134, 2016.
- POLANSKI, A., STOJA, E.; ZHANG, R., Multidimensional risk and risk dependence. *Journal of Banking & Finance*, 37(8), pp.3286-3294. 2013.
- POLLONI, E. et al. Does financial inclusion diminish poverty and inequality? A panel data analysis for Latin American countries. *Social Indicators Research*, v. 158, n. 3, p. 889-925, 2021.
- QI, H.; WANG, Y. Prediction and Analysis of Stock Logarithmic Returns Based on ARMA-GARCH Model. 2022.

RAHMAN, H.; YOUSAF, M. W.; TABASSUM, N. Bank-specific and macroeconomic determinants of profitability: a revisit of Pakistani banking sector under dynamic panel data approach. *International Journal of Financial Studies*, v. 8, n. 3, p. 42, 2020.

RAITH, A. et al. *pyDEA—a software package and user interface for DEA*. Department of Engineering Science, The University of Auckland, 2012.

ROCHA, F. F. Previsão de falência bancária: um modelo de risco proporcional. *Pesquisa e Planejamento Econômico*, Rio de Janeiro, v. 1, p. 137-152, 1999.

RONOOWAH, R. K.; SEETANAH, B. Corporate governance, capital structure, and firm performance: a panel VAR approach. *SN Business & Economics*, v. 3, n. 1, p. 14, 2022.

RUBIN, G. M. et al. A dynamic theory of the credit union. *Annals of Operations Research*, 205(1), 29–53. 2013.

SANTOS, L.S.Z. et al. Risco de crédito e eficiência técnica nas cooperativas de crédito brasileiras. *Cadernos EBAPE*. BR, 18, pp.956-973. 2021.

SANTOS, A. L. C. et al. Efeitos de mudanças regulatórias no microcrédito no desempenho financeiro e social de cooperativas de crédito brasileiras. *Revista Contabilidade & Finanças*, v. 30, p. 338-351, 2019.

SALEH, I.; ABU AFIFA, M. The effect of credit risk, liquidity risk and bank capital on bank profitability: Evidence from an emerging market. *Cogent Economics & Finance*, v. 8, n. 1, p. 1814509, 2020.

SANYA, S.; WOLFE, S. Can banks in emerging economies benefit from revenue diversification? *Journal of Financial Services Research*, v. 40, n. 1-2, p. 79-101, 2011

SEGOVIA-VARGAS, M. J.; MIRANDA-GARCÍA, I. M.; OQUENDO-TORRES, F. A. Sustainable finance: The role of savings and credit cooperatives in Ecuador. *Annals of Public and Cooperative Economics*, 2023.

SEIFORD, L. M.; ZHU, J. Profitability and marketability of the top 55 US commercial banks. *Management science*, v. 45, n. 9, p. 1270-1288, 1999.

SHAPERLE, D. The structure of scientific revolutions. *The Philosophical Review*, 73(3), pp.383-394. 1964.

SHARMA, D., SHARMA, A.K.; BARUA, M.K. Efficiency and productivity of banking sector: a critical analysis of literature and design of conceptual model. *Qualitative Research in Financial Markets* 5: 195–224. 2013.

SHAMSHUR, A.; WEILL, L., Does bank efficiency influence the cost of credit?. *Journal of Banking & Finance*, 105, pp.62-73. 2019.

SIGMUND, M.; FERSTL, R., Panel vector autoregression in R with the package panelvar. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 80, pp.693-720. 2021.

SILVA, C. E. R. F. et al. A relação entre estrutura de capital e rentabilidade das empresas listadas no Ibovespa. 2013.

SIMS, Christopher A. Macroeconomics and reality. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, p. 1-48, 1980.

SONG, M.; ZHANG, L.; LI, M. The influence path and dynamic relationship between economic development, industrial structure upgrading, urbanization, urban–rural income gap, and electricity consumption in China. *Energy Science & Engineering*, v. 10, n. 12, p. 4366-4381, 2022.

SOTIROVA, E., The Crisis in the Real Economy and the Stability of the Bulgarian Banking System. *Economic Alternatives*, 1, pp.62-73, 2012.

SPEARS, A. The role of financial intermediation on economic growth in SSA, *Canadian Journal of Development Studies*, v. 13, p. 361-380, 1992.

STAUB, R. B.; E SOUZA, G. S.; TABAK, B. M. Evolution of bank efficiency in Brazil: A DEA approach. *European journal of operational research*, v. 202, n. 1, p. 204-213, 2010.

STEIN, N. Causation and explanation in Aristotle. *Philosophy Compass*, 6(10), pp.699-707. 2011.

STIGLITZ, J. "The role of the financial system in development." *In Presentation at the fourth annual bank conference on development in Latin America and the Caribbean*, vol. 29, p. 17. 1998.

TAN, Y.; FLOROS, C. Bank profitability and GDP growth in China: a note. *Journal of Chinese Economic and Business Studies*, v. 10, n. 3, p. 267-273, 2012.

TAN, Y.; FLOROS, C.; ANCHOR, J. The profitability of Chinese banks: impacts of risk, competition and efficiency. *Review of Accounting and Finance*, v. 16, n. 1, p. 86-105, 2017.

TONE, K. A slacks-based measure of efficiency in data envelopment analysis. *European journal of operational research*, 130(3), pp.498-509. 2001.

TONGURAI, J.; VITHESSONTHI, C., Bank regulations, bank competition and bank risk-taking: Evidence from Japan. *Journal of Multinational Financial Management*, 56, p.100638. 2020

TORRES, C. S. et al. Technical Efficiency's Nonparametric Analysis of Ecuadorian Saving and Credit Cooperatives before and during the Pandemic. *Economies*, v. 10, n. 4, p. 82, 2022.

TRINER, G.D., Banking and economic development: Brazil, 1889-1930 (p. 190). New York: Palgrave. 2000.

UNDA, L.A.; RANASINGHE, D., To pay or not pay: Board remuneration and insolvency risk in credit unions. *Pacific-Basin Finance Journal*, 66, p.101128. 2021

VAN ERVEN, T.; HARREMOS, P. Rényi divergence and Kullback-Leibler divergence. *IEEE Transactions on Information Theory*, v. 60, n. 7, p. 3797-3820, 2014.

VIEGAS, C. et al. EFICIÊNCIA OPERACIONAL DOS PRINCIPAIS BANCOS PÚBLICOS DO BRASIL. *Contabilometria*, v. 8, n. 1, 2021.

VIEIRA, C. A. M.; GIRÃO, L.F. A. P. Diversificação das receitas e risco de insolvência dos bancos brasileiros. *Revista de Contabilidade e Organizações*, v. 10, n. 28, p. 3-17, 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*, v. 11, p. 99-120, 2007.

VIRGILIO, G. P. et al. Credit risk and profitability of short-term deposit at Savings and Credit Cooperatives. The case of Peru. *REVESCO: revista de estudios cooperativos*, n. 142, p. 11, 2022.

WADE, R. "The Asian debt-and-development crisis of 1997-?: Causes and consequences." *World development* 26, no. 8, 1535-1553, 1998.

WALKE, A.G., FULLERTON, T.M.; TOKLE, R.J., Risk-based loan pricing consequences for credit unions. *Journal of Empirical Finance*, 47, pp.105-119. 2018.

WALLACH, J. D. et al. Evaluation of confounding in epidemiologic studies assessing alcohol consumption on the risk of ischemic heart disease. *BMC medical research methodology*, v. 20, n. 1, p. 1-10, 2020.

WOLKEN, J. D.; NAVRATIL, F. J. Economies of scale in credit unions: Further evidence. *The Journal of Finance*, 35(3), 769-775. 1980.

WANKE, P. et al. A dynamic network DEA model for accounting and financial indicators: A case of efficiency in MENA banking. *International Review of Economics & Finance*, 61, pp.52-68. 2019.

WORLD BANK. The East Asian Miracle, Economic Growth and Public Policy, Oxford, *Oxford University Press*, 1993.

YITAYAW, M. K. Determinants of profitability and financial sustainability of saving and credit cooperatives in Eastern Ethiopia. *International Journal of Rural Management*, v. 17, n. 2, p. 239-261, 2021.

ZIA, L.; ILYAS SINDHU, M.; HAIDER HASHMI, S. Testing overconfidence bias in Pakistani stock market. *Cogent Economics & Finance*, v. 5, n. 1, p. 1289656, 2017.

ZIMMERMAN, D. W. A note on the influence of outliers on parametric and nonparametric tests. *Journal of General Psychology*, 121(4), 391-401. 1994.

ZIMMERMAN, D. W. Increasing the power of nonparametric tests by detecting and downweighting outliers. *Journal of Experimental Education*, 64(1), 71-78. 1995.

ZIMMERMAN, D. W. Invalidation of parametric and nonparametric statistical tests by concurrent violation of two assumptions. *Journal of Experimental Education*, 67(1), 55-68. 1998.

APÊNDICE - A

Código da biblioteca panelvar para bancos comerciais

```

> library(panelvar)
Welcome to panelvar! Please cite our package in your publications -- see citation("panelvar")
> library(plm)
Warning message:
package 'plm' was built under R version 4.2.3
> #library(readxl)
> library(haven)
> #Loading Data as Excel File.
> #Change the path to your directory
>      bancos_balanceado      <-      read_dta("G:/Meu
Drive/PANDAS_base_de_dados/IH/Resultados_Finais/Final_Bancos.dta")
> View(bancos_balanceado)
> Dataset <- pdata.frame(bancos_balanceado, index=c("CNPJ", "sem"))
> VAR_Model <- pvargmm(dependent_vars = c("roa", "risco", "VRS"),
+      lags = 3,
+      #predet_vars = "roa",
+      exog_vars = c("ativo_log"),
+      transformation = "fod",
+      data = Dataset,
+      panel_identifier = c("CNPJ", "sem"),
+      steps = ("twostep"),
+      system_instruments = TRUE,
+      pca_instruments = TRUE,
+      max_instr_dependent_vars = 99,
+      max_instr_predet_vars = 99,
+      min_instr_dependent_vars = 2L,
+      min_instr_predet_vars = 1L,
+      collapse = TRUE,
+      progressbar=TRUE)
Warning message:
In pvargmm(dependent_vars = c("roa", "risco", "VRS"), lags = 3, :
  The matrix D_e is singular, therefore the general inverse is used
> summary(VAR_Model)
-----
Dynamic Panel VAR estimation, two-step GMM
-----
Transformation: Forward orthogonal deviations
Group variable: CNPJ
Time variable: sem
Number of observations = 198
Number of groups = 11
Obs per group: min = 18
               avg = 18
               max = 18
Number of instruments = 57

=====
              roa      risco      VRS
-----
lag1_roa  0.2121   0.0249  -0.0159
           (0.2085) (0.0896) (0.2227)
lag1_risco 0.1603   0.3637 *** -0.0603
           (0.2713) (0.0729) (0.1673)

```

```

lag1_VRS -0.1461 -0.2923 ** 0.1051
          (0.1942) (0.0920) (0.1313)
lag2_roa  0.0921 -0.1360 * 0.0650
          (0.1620) (0.0675) (0.1441)
lag2_risco 0.1277 0.0458 -0.1406
          (0.1799) (0.0669) (0.1461)
lag2_VRS -0.2127 -0.2132 *** 0.0973
          (0.1619) (0.0530) (0.1046)
lag3_roa -0.0030 -0.4980 *** -0.0534
          (0.4997) (0.1238) (0.2172)
lag3_risco 0.1811 ** 0.0932 -0.0774
          (0.0694) (0.0530) (0.0891)
lag3_VRS -0.1227 0.0951 0.1484
          (0.2436) (0.1655) (0.1360)
ativo_log 0.0413 0.0377 ** 0.0436 *
          (0.0294) (0.0127) (0.0200)
const -0.1104 -0.0476 0.0987
       (0.0946) (0.0293) (0.0602)

```

```

=====
*** p < 0.001; ** p < 0.01; * p < 0.05

```

```

-----
Instruments for equation
Standard
  FOD.(ativo_log)
GMM-type
Dependent vars: L(2, 18)
Collapse = TRUE
-----

```

```

Hansen test of overid. restrictions: chi2(24) = 0 Prob > chi2 = 1
(Robust, but weakened by many instruments.)

```

```

> Andrews_Lu_MMSC(VAR_Model, HQ_criterion = 2.1)

```

```

$MMSC_BIC

```

```

[1] -243.2603

```

```

$MMSC_AIC

```

```

[1] -92

```

```

$MMSC_HQIC

```

```

[1] -160.8864

```

```

> hansen_j_test(VAR_Model)

```

```

$statistic

```

```

[1] 4.590821e-15

```

```

$p.value

```

```

[1] 1

```

```

$parameter

```

```

[1] 24

```

```

$nof_instruments

```

```

[1] 57

```

```

$method

```

```

[1] "Hansen-J-Test"

```

```

> options(mc.cores = 1)

```

```

> PVAR_Impulse_Response <- bootstrap_irf(VAR_Model,

```

```

+           typeof_irf = "GIRF",
+           n.ahead=6,
+           nof_Nstar_draws = 200,
+           confidence.band = 0.90)
> fevd_orthogonal(VAR_Model, n.ahead = 20)

```

```

$roa
      roa      risco      VRS
[1,] 1.0000000 0.000000000 0.00000000
[2,] 0.9848019 0.008168265 0.00702980
[3,] 0.9423339 0.022304458 0.03536169
[4,] 0.8782358 0.056552956 0.06521124
[5,] 0.8396236 0.076029061 0.08434736
[6,] 0.8154472 0.087152807 0.09739995
[7,] 0.8111368 0.090320287 0.09854288
[8,] 0.8153956 0.088659852 0.09594453
[9,] 0.8209003 0.086027774 0.09307191
[10,] 0.8224994 0.085044631 0.09245595
[11,] 0.8189883 0.086487339 0.09452435
[12,] 0.8122123 0.089577623 0.09821010
[13,] 0.8052772 0.092916995 0.10180578
[14,] 0.8006353 0.095254081 0.10411063
[15,] 0.7989821 0.096177808 0.10484012
[16,] 0.7995138 0.096012374 0.10447387
[17,] 0.8007481 0.095442613 0.10380926
[18,] 0.8014575 0.095071626 0.10347088
[19,] 0.8011323 0.095178280 0.10368940
[20,] 0.7999776 0.095695706 0.10432669

```

```

$risco
      roa      risco      VRS
[1,] 0.01089096 0.9891090 0.00000000
[2,] 0.01441096 0.9207897 0.06479938
[3,] 0.03241857 0.8278555 0.13972589
[4,] 0.38473251 0.5264794 0.08878804
[5,] 0.45298393 0.4676394 0.07937670
[6,] 0.48302535 0.4409884 0.07598629
[7,] 0.49695486 0.4218267 0.08121843
[8,] 0.49195436 0.4169839 0.09106179
[9,] 0.47855858 0.4179123 0.10352909
[10,] 0.46964769 0.4176505 0.11270186
[11,] 0.46959470 0.4135691 0.11683620
[12,] 0.47699693 0.4062381 0.11676493
[13,] 0.48741069 0.3979632 0.11462612
[14,] 0.49558997 0.3915616 0.11284847
[15,] 0.49930380 0.3880658 0.11263035
[16,] 0.49898150 0.3870667 0.11395175
[17,] 0.49663300 0.3873543 0.11601273
[18,] 0.49445175 0.3876822 0.11786601
[19,] 0.49378835 0.3873041 0.11890752
[20,] 0.49476002 0.3861591 0.11908089

```

```

$VRS
      roa      risco      VRS
[1,] 5.775509e-05 0.004231020 0.9957112
[2,] 1.199785e-03 0.007235043 0.9915652
[3,] 6.972139e-03 0.033899752 0.9591281
[4,] 1.147812e-02 0.050848794 0.9376731
[5,] 1.483034e-02 0.059400201 0.9257695
[6,] 4.198566e-02 0.064517732 0.8934966
[7,] 6.700056e-02 0.066891652 0.8661078

```

```

[8,] 8.668890e-02 0.066056572 0.8472545
[9,] 1.027835e-01 0.064937980 0.8322785
[10,] 1.122729e-01 0.064948182 0.8227789
[11,] 1.146163e-01 0.066463440 0.8189203
[12,] 1.140803e-01 0.068849795 0.8170699
[13,] 1.138985e-01 0.071105334 0.8149962
[14,] 1.156374e-01 0.072526903 0.8118357
[15,] 1.192338e-01 0.073015285 0.8077509
[16,] 1.234562e-01 0.072887421 0.8036564
[17,] 1.269653e-01 0.072598939 0.8004358
[18,] 1.290760e-01 0.072502087 0.7984219
[19,] 1.298448e-01 0.072716348 0.7974388
[20,] 1.298297e-01 0.073151664 0.7970187

```

```

> girf <- girf(VAR_Model, n.ahead=6, ma_approx_steps = 8)
> plot(girf)
> plot(girf, PVAR_Impulse_Response)
> print(girf)

```

\$roa

	roa	risco	VRS
[1,]	0.174710788	0.011316084	-0.0007885754
[2,]	0.038980930	0.008699366	-0.0035346181
[3,]	0.027885528	-0.017899320	0.0081829418
[4,]	0.008925376	-0.098389765	-0.0078550844
[5,]	-0.012296932	-0.058565171	0.0068105746
[6,]	-0.027388365	-0.042419376	0.0191981100

\$risco

	roa	risco	VRS
[1,]	0.01823278	0.108433390	0.006630334
[2,]	0.02028172	0.037957282	-0.006128094
[3,]	0.02539363	0.017174499	-0.016663868
[4,]	0.03736128	0.013688682	-0.016186718
[5,]	0.02812368	0.004380270	-0.010433521
[6,]	0.02190107	-0.008290221	-0.008033746

\$VRS

	roa	risco	VRS
[1,]	-0.001327746	0.006928678	0.103764322
[2,]	-0.014327328	-0.027844976	0.010506770
[3,]	-0.030341933	-0.035185313	0.012048140
[4,]	-0.032414612	-0.007464293	0.022804243
[5,]	-0.027540328	-0.004701880	0.011984745
[6,]	-0.024893535	0.006283168	0.009271571

attr(,"class")

[1] "pvargirf"

```

> oirf <- oirf(VAR_Model, n.ahead = 6)

```

```

> plot(oirf)

```

```

> plot(oirf, PVAR_Impulse_Response)

```

```

> print(oirf)

```

\$roa

	roa	risco	VRS
[1,]	0.174710788	0.011316084	-0.0007885754
[2,]	0.038980930	0.008699366	-0.0035346181
[3,]	0.027885528	-0.017899320	0.0081829418
[4,]	0.008925376	-0.098389765	-0.0078550844
[5,]	-0.012296932	-0.058565171	0.0068105746
[6,]	-0.027388365	-0.042419376	0.0191981100

```
$risco
      roa      risco      VRS
[1,] 0.00000000 0.107841301 0.006749484
[2,] 0.01630270 0.037252833 -0.005790843
[3,] 0.02260695 0.019147018 -0.017614018
[4,] 0.03662984 0.024088146 -0.015451334
[5,] 0.02956844 0.010549724 -0.011205458
[6,] 0.02489526 -0.003884555 -0.010092365
```

```
$VRS
      roa      risco      VRS
[1,] 0.00000000 0.000000000 0.10354157
[2,] -0.01512398 -0.030266997 0.01087994
[3,] -0.03166849 -0.036645451 0.01328457
[4,] -0.03480413 -0.009799905 0.02380069
[5,] -0.02962068 -0.005845726 0.01279284
[6,] -0.02677851 0.006226838 0.01009561
```

```
attr("class")
[1] "pvaroirf"
> # Stability of pvar(p) model
> VAR_Model_stability <- stability(VAR_Model)
> print(VAR_Model_stability)
Eigenvalue stability condition:
```

```
      Eigenvalue Modulus
1 0.8457424+0.3353675i 0.9098085
2 0.8457424-0.3353675i 0.9098085
3 -0.0380428+0.5981567i 0.5993653
4 -0.0380428-0.5981567i 0.5993653
5 -0.4592382+0.3211340i 0.5603809
6 -0.4592382-0.3211340i 0.5603809
7 -0.2164081+0.3668794i 0.4259495
8 -0.2164081-0.3668794i 0.4259495
9 0.4167818+0.0000000i 0.4167818
```

```
All the eigenvalues lie inside the unit circle.
PVAR satisfies stability condition.
> plot(VAR_Model_stability)
```

APÊNDICE - B

Código da biblioteca panelvar para cooperativas de crédito, n=100

```

> library(panelvar)
> cooperativas_balanceado <- read_dta("G:/Meu
Drive/PANDAS_base_de_dados/IH/Resultados_finais/Final_Cooperativas.dta")
> View(cooperativas_balanceado)
> # Define data as panel data
> Dataset <- pdata.frame(cooperativas_balanceado, index=c("CNPJ", "sem"))
> # Estimating the var model
> VAR_Model <- pvargmm(dependent_vars = c("roa", "risco", "VRS"),
+   lags = 3,
+   #predet_vars = "roa",
+   exog_vars = c("ativo_log"),
+   transformation = "fod",
+   data = Dataset,
+   panel_identifier = c("CNPJ", "sem"),
+   steps = ("twostep"),
+   system_instruments = TRUE,
+   pca_instruments = TRUE,
+   max_instr_dependent_vars = 99,
+   max_instr_predet_vars = 99,
+   min_instr_dependent_vars = 2L,
+   min_instr_predet_vars = 1L,
+   collapse = TRUE,
+   progressbar=TRUE)
> summary(VAR_Model)
-----
Dynamic Panel VAR estimation, two-step GMM
-----
Transformation: Forward orthogonal deviations
Group variable: CNPJ
Time variable: sem
Number of observations = 14562
Number of groups = 809
Obs per group: min = 18
             avg = 18
             max = 18
Number of instruments = 54

=====

```

	roa	risco	VRS
lag1_roa	0.0565	-0.0013	-0.0809 *
	(0.0397)	(0.0256)	(0.0314)
lag1_risco	0.2543	0.5986 **	0.5202
	(0.2801)	(0.2287)	(0.3741)
lag1_VRS	-0.0364	-0.0284	0.6431 ***
	(0.0752)	(0.0578)	(0.1003)
lag2_roa	0.0488	-0.0206	-0.0990 **
	(0.0415)	(0.0159)	(0.0312)
lag2_risco	0.9534	-0.5190	-1.6172 **
	(0.7042)	(0.2863)	(0.6182)
lag2_VRS	0.0646	-0.2104 ***	0.1871
	(0.1049)	(0.0511)	(0.1093)

```

lag3_roa -0.0420 * -0.0048 -0.0018
          (0.0170) (0.0098) (0.0166)
lag3_risco -1.1861 * 0.4378 1.0765 **
           (0.5730) (0.2357) (0.3942)
lag3_VRS -0.0504 0.1166 -0.2436 *
          (0.0749) (0.0828) (0.0978)
ativo_log 0.0084 0.0183 0.0634 **
          (0.0166) (0.0126) (0.0193)
const -0.0669 -0.0828 -0.4387 ***
       (0.1061) (0.0804) (0.1280)

```

```

=====
*** p < 0.001; ** p < 0.01; * p < 0.05

```

```

-----
Instruments for equation

```

```
Standard
```

```
FOD.(ativo_log)
```

```
GMM-type
```

```
Dependent vars: L(2, 18)
```

```
Collapse = TRUE
-----
```

```
Hansen test of overid. restrictions: chi2(21) = 155.94 Prob > chi2 = 0
(Robust, but weakened by many instruments.)
```

```
> Andrews_Lu_MMSC(VAR_Model, HQ_criterion = 2.1)
```

```
$MMSC_BIC
```

```
[1] -256.2619
```

```
$MMSC_AIC
```

```
[1] 69.94347
```

```
$MMSC_HQIC
```

```
[1] -48.16356
```

```
> hansen_j_test(VAR_Model)
```

```
$statistic
```

```
[1] 155.9435
```

```
$p.value
```

```
[1] 1.294036e-22
```

```
$parameter
```

```
[1] 21
```

```
$nof_instruments
```

```
[1] 54
```

```
$method
```

```
[1] "Hansen-J-Test"
```

```
> options(mc.cores = 1)
```

```
> PVAR_Impulse_Response <- bootstrap_irf(VAR_Model,
```

```
+           typeof_irf = "GIRF",
```

```
+           n.ahead=6,
```

```
+           nof_Nstar_draws = 200,
```

```
+           confidence.band = 0.90)
```

```
> fevd_orthogonal(VAR_Model, n.ahead = 20)
```

```
$roa
```

```
      roa      risco      VRS
[1,] 1.0000000 0.0000000 0.0000000
```

[2,] 0.9820664 0.01616594 0.001767632
 [3,] 0.7219769 0.27575775 0.002265347
 [4,] 0.6667460 0.31840093 0.014853024
 [5,] 0.5301396 0.41676000 0.053100367
 [6,] 0.5250180 0.41911570 0.055866267
 [7,] 0.4748412 0.45940533 0.065753506
 [8,] 0.4694264 0.46553719 0.065036423
 [9,] 0.4399123 0.49416540 0.065922287
 [10,] 0.4380804 0.49409564 0.067823941
 [11,] 0.4222624 0.50541230 0.072325272
 [12,] 0.4209895 0.50691246 0.072097997
 [13,] 0.4112257 0.51586920 0.072905123
 [14,] 0.4106448 0.51626987 0.073085327
 [15,] 0.4046469 0.52138886 0.073964206
 [16,] 0.4042808 0.52176262 0.073956626
 [17,] 0.4005083 0.52484923 0.074642475
 [18,] 0.4002886 0.52507672 0.074634729
 [19,] 0.3978671 0.52725154 0.074881390
 [20,] 0.3977341 0.52737397 0.074891933

\$risco

	roa	risco	VRS
[1,]	0.07104404	0.9289560	0.000000000
[2,]	0.06920550	0.9282342	0.002560301
[3,]	0.06517792	0.7821614	0.152660699
[4,]	0.06616381	0.7297493	0.204086863
[5,]	0.05905265	0.7622680	0.178679306
[6,]	0.05704542	0.7710865	0.171868065
[7,]	0.05878649	0.7556550	0.185558502
[8,]	0.05970985	0.7515178	0.188772320
[9,]	0.05887648	0.7572338	0.183889762
[10,]	0.05875415	0.7578704	0.183375408
[11,]	0.05872744	0.7594736	0.181798929
[12,]	0.05871891	0.7603676	0.180913532
[13,]	0.05871999	0.7606730	0.180607044
[14,]	0.05879427	0.7602841	0.180921650
[15,]	0.05869127	0.7612198	0.180088923
[16,]	0.05866855	0.7615482	0.179783296
[17,]	0.05866988	0.7618104	0.179519761
[18,]	0.05869047	0.7618275	0.179482058
[19,]	0.05866662	0.7620647	0.179268627
[20,]	0.05866967	0.7621124	0.179217930

\$VRS

	roa	risco	VRS
[1,]	0.05148167	0.05278379	0.8957345
[2,]	0.08008976	0.12313474	0.7967755
[3,]	0.07289526	0.14315467	0.7839501
[4,]	0.07216519	0.16485105	0.7629838
[5,]	0.07696532	0.16111976	0.7619149
[6,]	0.07997163	0.18434392	0.7356845
[7,]	0.07962137	0.18814981	0.7322288
[8,]	0.07897728	0.19063246	0.7303903
[9,]	0.07863354	0.19646298	0.7249035
[10,]	0.07778404	0.20759731	0.7146186
[11,]	0.07783027	0.20802410	0.7141456
[12,]	0.07792118	0.20929322	0.7127856
[13,]	0.07776286	0.21100756	0.7112296
[14,]	0.07754436	0.21421674	0.7082389
[15,]	0.07755507	0.21492000	0.7075249

```

[16,] 0.07754637 0.21635272 0.7061009
[17,] 0.07752071 0.21676935 0.7057099
[18,] 0.07748826 0.21774802 0.7047637
[19,] 0.07746810 0.21812344 0.7044085
[20,] 0.07743977 0.21883425 0.7037260

> girf <- girf(VAR_Model, n.ahead=6, ma_approx_steps = 8)
> plot(girf)
> plot(girf, PVAR_Impulse_Response)
> print(girf)
$roa
      roa      risco      VRS
[1,] 0.158993566 -0.023973706 -0.04443693
[2,] 0.004496620 -0.013286542 -0.05391933
[3,] -0.019125374 0.012084256 -0.02724076
[4,] 0.011046418 0.009739926 -0.01399358
[5,] 0.030727461 -0.006057164 -0.02874920
[6,] -0.001993371 -0.002979329 -0.02391281

$risco
      roa      risco      VRS
[1,] -0.04237828 0.08994383 0.05521188
[2,] 0.01847040 0.05232110 0.08572845
[3,] 0.09847538 -0.02856377 -0.05007540
[4,] -0.05124860 -0.01534869 -0.04198736
[5,] -0.09808857 0.04821534 0.03164140
[6,] 0.01798977 0.02712493 0.05668871

$VRS
      roa      risco      VRS
[1,] -0.036074960 0.025356315 0.19584737
[2,] -0.002718349 0.009652736 0.14206801
[3,] 0.032196546 -0.051883224 0.09582221
[4,] -0.035054614 -0.034554614 0.02292054
[5,] -0.071803225 0.005614174 0.07403797
[6,] 0.016857900 0.003483352 0.04073723

attr("class")
[1] "pvargirf"
> oirf <- oirf(VAR_Model, n.ahead = 6)
> plot(oirf)
> plot(oirf, PVAR_Impulse_Response)
> print(oirf)
$roa
      roa      risco      VRS
[1,] 0.158993566 -0.023973706 -0.04443693
[2,] 0.004496620 -0.013286542 -0.05391933
[3,] -0.019125374 0.012084256 -0.02724076
[4,] 0.011046418 0.009739926 -0.01399358
[5,] 0.030727461 -0.006057164 -0.02874920
[6,] -0.001993371 -0.002979329 -0.02391281

$risco
      roa      risco      VRS
[1,] 0.00000000 0.08668998 0.04499539
[2,] 0.02040719 0.05061061 0.07403506
[3,] 0.09688255 -0.02629404 -0.05948825
[4,] -0.05011734 -0.01323126 -0.04743319
[5,] -0.09327271 0.04834998 0.02487858
[6,] 0.01811374 0.02731913 0.05220351

```

```

$VRS
      roa      risco      VRS
[1,] 0.000000000 0.000000000 0.18535633
[2,] -0.006748056 -0.005271976 0.11921039
[3,] 0.005915459 -0.045539827 0.10915586
[4,] -0.022224414 -0.030963455 0.03237748
[5,] -0.045858681 -0.007257195 0.06529691
[6,] 0.012937035 -0.003665490 0.02463768

attr(,"class")
[1] "pvaroirf"
> # Stability of pvar(p) model
> VAR_Model_stability <- stability(VAR_Model)
> print(VAR_Model_stability)
Eigenvalue stability condition:

      Eigenvalue Modulus
1 0.0026479+0.8971736i 0.8971775
2 0.0026479-0.8971736i 0.8971775
3 -0.7595569+0.0000000i 0.7595569
4 0.7087042+0.2526015i 0.7523757
5 0.7087042-0.2526015i 0.7523757
6 0.6505843+0.0000000i 0.6505843
7 0.1622115+0.3540836i 0.3894711
8 0.1622115-0.3540836i 0.3894711
9 -0.3399875+0.0000000i 0.3399875

All the eigenvalues lie inside the unit circle.
PVAR satisfies stability condition.
> plot(VAR_Model_stability)

```

APÊNDICE - C

Código da biblioteca panelvar para cooperativas de crédito, n=809

```

> library(panelvar)
> library(plm)
> #library(readxl)
> library(haven)
> #Loading Data as Excel File.
> #Change the path to your directory
> cooperativas_balanceado <- read_dta("G:/Meu
Drive/PANDAS_base_de_dados/IH/Resultados_finais/Final_Cooperativas.dta")
> View(cooperativas_balanceado)
> # Define data as panel data
> Dataset <- pdata.frame(cooperativas_balanceado, index=c("CNPJ", "sem"))
> # Estimating the var model
> VAR_Model <- pvargmm(dependent_vars = c("roa", "risco", "VRS"),
+   lags = 3,
+   #predet_vars = "roa",
+   exog_vars = c("ativo_log"),
+   transformation = "fod",
+   data = Dataset,
+   panel_identifier = c("CNPJ", "sem"),
+   steps = ("twostep"),
+   system_instruments = TRUE,
+   pca_instruments = TRUE,
+   max_instr_dependent_vars = 99,
+   max_instr_predet_vars = 99,
+   min_instr_dependent_vars = 2L,
+   min_instr_predet_vars = 1L,
+   collapse = TRUE,
+   progressbar=TRUE)
> summary(VAR_Model)
-----
Dynamic Panel VAR estimation, two-step GMM
-----
Transformation: Forward orthogonal deviations
Group variable: CNPJ
Time variable: sem
Number of observations = 14562
Number of groups = 809
Obs per group: min = 18
               avg = 18
               max = 18
Number of instruments = 54

=====
      roa   risco   VRS
-----
lag1_roa  0.0565  -0.0013  -0.0809 *
          (0.0397) (0.0256) (0.0314)
lag1_risco 0.2543  0.5986 ** 0.5202
          (0.2801) (0.2287) (0.3741)
lag1_VRS  -0.0364  -0.0284  0.6431 ***
          (0.0752) (0.0578) (0.1003)
lag2_roa   0.0488  -0.0206  -0.0990 **
          (0.0415) (0.0159) (0.0312)

```

```

lag2_risco  0.9534  -0.5190  -1.6172 **
             (0.7042) (0.2863) (0.6182)
lag2_VRS    0.0646  -0.2104 ***  0.1871
             (0.1049) (0.0511) (0.1093)
lag3_roa    -0.0420 * -0.0048  -0.0018
             (0.0170) (0.0098) (0.0166)
lag3_risco  -1.1861 *  0.4378   1.0765 **
             (0.5730) (0.2357) (0.3942)
lag3_VRS    -0.0504  0.1166  -0.2436 *
             (0.0749) (0.0828) (0.0978)
ativo_log   0.0084  0.0183   0.0634 **
             (0.0166) (0.0126) (0.0193)
const      -0.0669  -0.0828  -0.4387 ***
             (0.1061) (0.0804) (0.1280)

```

*** p < 0.001; ** p < 0.01; * p < 0.05

Instruments for equation

Standard

FOD.(ativo_log)

GMM-type

Dependent vars: L(2, 18)

Collapse = TRUE

Hansen test of overid. restrictions: chi2(21) = 155.94 Prob > chi2 = 0
(Robust, but weakened by many instruments.)

> Andrews_Lu_MMSC(VAR_Model, HQ_criterion = 2.1)

\$MMSC_BIC

[1] -256.2619

\$MMSC_AIC

[1] 69.94347

\$MMSC_HQIC

[1] -48.16356

> hansen_j_test(VAR_Model)

\$statistic

[1] 155.9435

\$p.value

[1] 1.294036e-22

\$parameter

[1] 21

\$nof_instruments

[1] 54

\$method

[1] "Hansen-J-Test"

> options(mc.cores = 1)

> PVAR_Impulse_Response <- bootstrap_irf(VAR_Model,

+ typeof_irf = "GIRF",

+ n.ahead=6,

+ nof_Nstar_draws = 200,

+ confidence.band = 0.90)

```
> fevd_orthogonal(VAR_Model, n.ahead = 20)
```

```
$roa
```

	roa	risco	VRS
[1,]	1.0000000	0.0000000	0.0000000
[2,]	0.9820664	0.01616594	0.001767632
[3,]	0.7219769	0.27575775	0.002265347
[4,]	0.6667460	0.31840093	0.014853024
[5,]	0.5301396	0.41676000	0.053100367
[6,]	0.5250180	0.41911570	0.055866267
[7,]	0.4748412	0.45940533	0.065753506
[8,]	0.4694264	0.46553719	0.065036423
[9,]	0.4399123	0.49416540	0.065922287
[10,]	0.4380804	0.49409564	0.067823941
[11,]	0.4222624	0.50541230	0.072325272
[12,]	0.4209895	0.50691246	0.072097997
[13,]	0.4112257	0.51586920	0.072905123
[14,]	0.4106448	0.51626987	0.073085327
[15,]	0.4046469	0.52138886	0.073964206
[16,]	0.4042808	0.52176262	0.073956626
[17,]	0.4005083	0.52484923	0.074642475
[18,]	0.4002886	0.52507672	0.074634729
[19,]	0.3978671	0.52725154	0.074881390
[20,]	0.3977341	0.52737397	0.074891933

```
$risco
```

	roa	risco	VRS
[1,]	0.07104404	0.9289560	0.000000000
[2,]	0.06920550	0.9282342	0.002560301
[3,]	0.06517792	0.7821614	0.152660699
[4,]	0.06616381	0.7297493	0.204086863
[5,]	0.05905265	0.7622680	0.178679306
[6,]	0.05704542	0.7710865	0.171868065
[7,]	0.05878649	0.7556550	0.185558502
[8,]	0.05970985	0.7515178	0.188772320
[9,]	0.05887648	0.7572338	0.183889762
[10,]	0.05875415	0.7578704	0.183375408
[11,]	0.05872744	0.7594736	0.181798929
[12,]	0.05871891	0.7603676	0.180913532
[13,]	0.05871999	0.7606730	0.180607044
[14,]	0.05879427	0.7602841	0.180921650
[15,]	0.05869127	0.7612198	0.180088923
[16,]	0.05866855	0.7615482	0.179783296
[17,]	0.05866988	0.7618104	0.179519761
[18,]	0.05869047	0.7618275	0.179482058
[19,]	0.05866662	0.7620647	0.179268627
[20,]	0.05866967	0.7621124	0.179217930

```
$VRS
```

	roa	risco	VRS
[1,]	0.05148167	0.05278379	0.8957345
[2,]	0.08008976	0.12313474	0.7967755
[3,]	0.07289526	0.14315467	0.7839501
[4,]	0.07216519	0.16485105	0.7629838
[5,]	0.07696532	0.16111976	0.7619149
[6,]	0.07997163	0.18434392	0.7356845
[7,]	0.07962137	0.18814981	0.7322288
[8,]	0.07897728	0.19063246	0.7303903
[9,]	0.07863354	0.19646298	0.7249035
[10,]	0.07778404	0.20759731	0.7146186
[11,]	0.07783027	0.20802410	0.7141456

```

[12,] 0.07792118 0.20929322 0.7127856
[13,] 0.07776286 0.21100756 0.7112296
[14,] 0.07754436 0.21421674 0.7082389
[15,] 0.07755507 0.21492000 0.7075249
[16,] 0.07754637 0.21635272 0.7061009
[17,] 0.07752071 0.21676935 0.7057099
[18,] 0.07748826 0.21774802 0.7047637
[19,] 0.07746810 0.21812344 0.7044085
[20,] 0.07743977 0.21883425 0.7037260

> girf <- girf(VAR_Model, n.ahead=6, ma_approx_steps = 8)
> plot(girf)
> plot(girf, PVAR_Impulse_Response)
> print(girf)
$roa
      roa      risco      VRS
[1,] 0.158993566 -0.023973706 -0.04443693
[2,] 0.004496620 -0.013286542 -0.05391933
[3,] -0.019125374 0.012084256 -0.02724076
[4,] 0.011046418 0.009739926 -0.01399358
[5,] 0.030727461 -0.006057164 -0.02874920
[6,] -0.001993371 -0.002979329 -0.02391281

$risco
      roa      risco      VRS
[1,] -0.04237828 0.08994383 0.05521188
[2,] 0.01847040 0.05232110 0.08572845
[3,] 0.09847538 -0.02856377 -0.05007540
[4,] -0.05124860 -0.01534869 -0.04198736
[5,] -0.09808857 0.04821534 0.03164140
[6,] 0.01798977 0.02712493 0.05668871

$VRS
      roa      risco      VRS
[1,] -0.036074960 0.025356315 0.19584737
[2,] -0.002718349 0.009652736 0.14206801
[3,] 0.032196546 -0.051883224 0.09582221
[4,] -0.035054614 -0.034554614 0.02292054
[5,] -0.071803225 0.005614174 0.07403797
[6,] 0.016857900 0.003483352 0.04073723

attr("class")
[1] "pvargirf"
> oirf <- oirf(VAR_Model, n.ahead = 6)
> plot(oirf)
> plot(oirf, PVAR_Impulse_Response)
> print(oirf)
$roa
      roa      risco      VRS
[1,] 0.158993566 -0.023973706 -0.04443693
[2,] 0.004496620 -0.013286542 -0.05391933
[3,] -0.019125374 0.012084256 -0.02724076
[4,] 0.011046418 0.009739926 -0.01399358
[5,] 0.030727461 -0.006057164 -0.02874920
[6,] -0.001993371 -0.002979329 -0.02391281

$risco
      roa      risco      VRS
[1,] 0.00000000 0.08668998 0.04499539
[2,] 0.02040719 0.05061061 0.07403506

```

```
[3,] 0.09688255 -0.02629404 -0.05948825
[4,] -0.05011734 -0.01323126 -0.04743319
[5,] -0.09327271 0.04834998 0.02487858
[6,] 0.01811374 0.02731913 0.05220351
```

```
$VRS
```

```
      roa      risco      VRS
[1,] 0.000000000 0.000000000 0.18535633
[2,] -0.006748056 -0.005271976 0.11921039
[3,] 0.005915459 -0.045539827 0.10915586
[4,] -0.022224414 -0.030963455 0.03237748
[5,] -0.045858681 -0.007257195 0.06529691
[6,] 0.012937035 -0.003665490 0.02463768
```

```
attr("class")
```

```
[1] "pvaroirf"
```

```
> # Stability of pvar(p) model
```

```
> VAR_Model_stability <- stability(VAR_Model)
```

```
> print(VAR_Model_stability)
```

```
Eigenvalue stability condition:
```

```
      Eigenvalue Modulus
1 0.0026479+0.8971736i 0.8971775
2 0.0026479-0.8971736i 0.8971775
3 -0.7595569+0.0000000i 0.7595569
4 0.7087042+0.2526015i 0.7523757
5 0.7087042-0.2526015i 0.7523757
6 0.6505843+0.0000000i 0.6505843
7 0.1622115+0.3540836i 0.3894711
8 0.1622115-0.3540836i 0.3894711
9 -0.3399875+0.0000000i 0.3399875
```

```
All the eigenvalues lie inside the unit circle.
```

```
PVAR satisfies stability condition.
```

```
> plot(VAR_Model_stability)
```

APÊNDICE - D

Código em Python com testes estatísticos

```

.. code:: ipython3

import pandas as pd
import plotly.express as px
import numpy as np
from copy import deepcopy
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
from scipy.stats import shapiro
from scipy import stats
from scipy.stats import mannwhitneyu
from numpy.random import randn

### Importar DF com 100 maiores cooperativas de crédito
stata_coop_100 = pd.read_stata('Final_100_maioresCoops.dta')
stata_banc = pd.read_stata('Final_Bancos.dta')

stata_coop_100['year'] = stata_coop_100['date'].dt.year
stata_banc['year'] = stata_banc['date'].dt.year

### Importar DF com 809 cooperativas de crédito
var_coop_800 = pd.read_csv('/home/isabella/Masters/var_coop6.csv')
var_banc_all = pd.read_csv('/home/isabella/Masters/var_banco6.csv')

# #passar para o formato datetime
var_coop_800['date'] = pd.to_datetime(var_coop_800['date'],format='%Y-%m-%d')
var_banc_all['date'] = pd.to_datetime(var_banc_all['date'],format='%Y-%m-%d')

#var_all['year'] = var_all['date'].dt.year
var_coop_800['year'] = var_coop_800['date'].dt.year
var_banc_all['year'] = var_banc_all['date'].dt.year

##### Estatística descritiva bancos
ban_geral = stata_banc[['roa','risco', 'VRS','ativo_log']].describe().reset_index()
ban_geral = np.round(ban_geral, 3)
ban_geral

```

	index	roa	risco	VRS	ativo_log
	count	242.000	242.000	242.000	242.000
	mean	-0.010	0.084	0.960	12.532
	std	0.148	0.123	0.116	0.730
	min	-0.726	0.000	0.358	11.111

25%	-0.021	0.002	1.000	11.925
50%	0.003	0.044	1.000	12.499
75%	0.011	0.103	1.000	13.135
max	1.188	0.648	1.000	13.960

Estatística descritiva cooperativas de crédito (n=809)

```
ban_geral = stata_banc[['roa','risco', 'VRS','ativo_log']].describe().reset_index()
ban_geral = np.round(ban_geral, 3)
ban_geral
```

```
coop_geral = var_coop_all[['roa','risco', 'VRS','ativo_log']].describe().reset_index()
coop_geral = np.round(coop_geral, 3)
coop_geral
```

index		roa	risco	VRS	ativo_log
0	count	23175.000	23175.000	23175.000	23175.000
1	mean	0.008	0.096	0.550	10.731
2	std	0.469	0.117	0.292	0.958
3	min	-43.694	0.000	0.003	6.672
4	25%	0.000	0.026	0.301	10.076
5	50%	0.012	0.063	0.474	10.751
6	75%	0.029	0.123	0.826	11.451
7	max	30.010	1.000	1.000	14.146

Estatística descritiva cooperativas de crédito (n=100)

```
coop_cem = stata_coop[['roa','risco', 'VRS','ativo_log']].describe().reset_index()
coop_cem = np.round(coop_cem, 3)
coop_cem
```

index		roa	risco	VRS	ativo_log
	count	2200.000	2200.000	2200.000	2200.000
	mean	0.020	0.096	0.895	12.164
	std	0.099	0.088	0.165	0.391
	min	-1.327	0.000	0.225	11.058

25%	0.006	0.042	0.828	11.898
50%	0.014	0.080	1.000	12.148
75%	0.023	0.124	1.000	12.412
max	1.250	0.943	1.000	14.146

```
##### Estatística descritiva cooperativas de crédito (n=100)
coop_cem = stata_coop[['roa','risco', 'VRS','ativo_log']].describe().reset_index()
coop_cem = np.round(coop_cem, 3)
coop_cem

## Teste de normalidade (Shapiro-Wilk Test)

##### PARA 100 COOPERATIVAS
# Colunas de interesse para normalidade
coop_columns = stata_coop_100[['roa','risco', 'VRS','ativo_log']]

# Função para realizar testes
def check_normality(data, columns):
    for col in columns:
        data_col = data[col]

        # Shapiro-Wilk test
        shapiro_statistic, shapiro_p_value = stats.shapiro(data_col)

        # Anderson-Darling test
        anderson_statistic, anderson_critical_values, _ = stats.anderson(data_col)

        print(f"Column: {col}")

        # Check for normality based on p-value of Shapiro-Wilk test
        if shapiro_p_value > 0.05:
            print("Shapiro-Wilk Test: Data is normally distributed (p-value > 0.05), stat=%.3f, p=%.3f %
(shapiro_statistic, shapiro_p_value))
        else:
            print("Shapiro-Wilk Test: Data is not normally distributed (p-value <= 0.05), stat=%.3f,
p=%.3f % (shapiro_statistic, shapiro_p_value))

        # Check for normality based on Anderson-Darling test
        if anderson_statistic < anderson_critical_values[2]:
            print("Anderson-Darling Test: Data is likely normally distributed (statistic < critical value)")
        else:
            print("Anderson-Darling Test: Data is likely not normally distributed (statistic >= critical
value)")

        print()

# Check normality for cooperativas DataFrame:
print("Cooperativas Dataframe:")
check_normality(stata_coop_100, coop_columns)

Cooperativas Dataframe:
Column: roa
Shapiro-Wilk Test: Data is not normally distributed (p-value <= 0.05), stat=0.484, p=0.000
Anderson-Darling Test: Data is likely not normally distributed (statistic >= critical value)
```

Column: risco

Shapiro-Wilk Test: Data is not normally distributed (p-value ≤ 0.05), stat=0.762, p=0.000

Anderson-Darling Test: Data is likely not normally distributed (statistic \geq critical value)

Column: VRS

Shapiro-Wilk Test: Data is not normally distributed (p-value ≤ 0.05), stat=0.699, p=0.000

Anderson-Darling Test: Data is likely not normally distributed (statistic \geq critical value)

Column: ativo_log

Shapiro-Wilk Test: Data is not normally distributed (p-value ≤ 0.05), stat=0.992, p=0.000

Anderson-Darling Test: Data is likely not normally distributed (statistic \geq critical value)

PARA BANCOS COMERCIAIS E COOPERATIVAS DE CRÉDITO N=809

Colunas de interesse para normalidade

coop_columns = stata_coop[['roa','risco', 'VRS','ativo_log']]

banco_columns = stata_banc[['roa','risco', 'VRS','ativo_log']]

Função para realizar testes

def check_normality(data, columns):

 for col in columns:

 data_col = data[col]

 # Shapiro-Wilk test

 shapiro_statistic, shapiro_p_value = stats.shapiro(data_col)

 # Anderson-Darling test

 anderson_statistic, anderson_critical_values, _ = stats.anderson(data_col)

 print(f"Column: {col}")

 # Check for normality based on p-value of Shapiro-Wilk test

 if shapiro_p_value > 0.05:

 print('Shapiro-Wilk Test: Data is normally distributed (p-value > 0.05), stat=%0.3f, p=%0.3f' % (shapiro_statistic, shapiro_p_value))

 else:

 print('Shapiro-Wilk Test: Data is not normally distributed (p-value ≤ 0.05), stat=%0.3f, p=%0.3f' % (shapiro_statistic, shapiro_p_value))

 # Check for normality based on Anderson-Darling test

 if anderson_statistic < anderson_critical_values[2]:

 print("Anderson-Darling Test: Data is likely normally distributed (statistic < critical value)")

 else:

 print("Anderson-Darling Test: Data is likely not normally distributed (statistic \geq critical value)")

 print()

Check normality for cooperativas DataFrame:

print("Cooperativas Dataframe:")

check_normality(coop, coop_columns)

Check normality for bancos DataFrame:

print("Bancos Dataframe:")

check_normality(banco, banco_columns)

Cooperativas Dataframe:

Column: roa

Shapiro-Wilk Test: Data is not normally distributed (p-value ≤ 0.05), stat=0.484, p=0.000

Anderson-Darling Test: Data is likely not normally distributed (statistic \geq critical value)

Column: risco

Shapiro-Wilk Test: Data is not normally distributed (p-value ≤ 0.05), stat=0.762, p=0.000

Anderson-Darling Test: Data is likely not normally distributed (statistic \geq critical value)

Column: VRS

Shapiro-Wilk Test: Data is not normally distributed (p-value ≤ 0.05), stat=0.699, p=0.000

Anderson-Darling Test: Data is likely not normally distributed (statistic \geq critical value)

Column: ativo_log

Shapiro-Wilk Test: Data is not normally distributed (p-value ≤ 0.05), stat=0.992, p=0.000

Anderson-Darling Test: Data is likely not normally distributed (statistic \geq critical value)

Bancos Dataframe:

Column: roa

Shapiro-Wilk Test: Data is not normally distributed (p-value ≤ 0.05), stat=0.567, p=0.000

Anderson-Darling Test: Data is likely not normally distributed (statistic \geq critical value)

Column: risco

Shapiro-Wilk Test: Data is not normally distributed (p-value ≤ 0.05), stat=0.692, p=0.000

Anderson-Darling Test: Data is likely not normally distributed (statistic \geq critical value)

Column: VRS

Shapiro-Wilk Test: Data is not normally distributed (p-value ≤ 0.05), stat=0.397, p=0.000

Anderson-Darling Test: Data is likely not normally distributed (statistic \geq critical value)

Column: ativo_log

Shapiro-Wilk Test: Data is not normally distributed (p-value ≤ 0.05), stat=0.971, p=0.000

Anderson-Darling Test: Data is likely not normally distributed (statistic \geq critical value)

PLOTAR PDFs

Function to plot PDFs

```
def plot_pdf(data, columns):
```

```
    for col in columns:
```

```
        data_col = data[col]
```

```
        # Create a KDE plot (Kernel Density Estimate)
```

```
        sns.histplot(data_col, kde=True, color='blue', bins=20) # You can adjust the number of bins
```

```
        # Add labels and title
```

```
        plt.xlabel(col)
```

```
        plt.ylabel('Density')
```

```
        plt.title(f'Probability Density Function of {col}')
```

```
        # Show the plot
```

```
        plt.show()
```

Plot PDFs for cooperativas DataFrame:

```
print("Cooperativas Dataframe:")
```

```
plot_pdf(coop, coop_columns)
```

Plot PDFs for bancos DataFrame:

```
print("Bancos Dataframe:")
```

```
plot_pdf(banco, banco_columns)
```

Teste de diferença (Mann-Whitney U Test)

PRIMEIRO ENTRE 809 E 100 COOPERATIVAS DE CREDITO

```

def perform_mannwhitneyu_and_describe(data1, data2, variable_name):
    statistic, p_value = mannwhitneyu(data1, data2, alternative='two-sided') # Use 'two-sided' for a
two-tailed test
    print(f"Test Statistic (U) for {variable_name}: {statistic:.3f}")
    print(f"P-value for {variable_name}: {p_value:.4f}")

    alpha = 0.05
    if p_value < alpha:
        print(f"Reject null hypothesis: Evidence suggests that {variable_name} in 100 coop is different from
809 coop.\n")
    else:
        print(f"Fail to reject null hypothesis: Insufficient evidence to conclude that {variable_name} in 100
coop is different from 809 coop.\n")

# Define the pairs of variables
pairs = [('risco', 'Risk'), ('VRS', 'Efficiency'), ('roa', 'ROA'), ('ativo_log', 'Asset')]

# Loop through the pairs and perform the Mann-Whitney U test
for var, name in pairs:
    perform_mannwhitneyu_and_describe(stata_coop_100[var], var_coop_800[var], name)
    #perform_mannwhitneyu_and_describe(var_coop_all[var], var_banc_all[var], name)

Test Statistic (U) for Risk: 27913780.000
P-value for Risk: 0.0000
Reject null hypothesis: Evidence suggests that Risk in 100 coop is different from 809 coop.

Test Statistic (U) for Efficiency: 41564831.500
P-value for Efficiency: 0.0000
Reject null hypothesis: Evidence suggests that Efficiency in 100 coop is different from 809 coop.

Test Statistic (U) for ROA: 27363524.000
P-value for ROA: 0.0000
Reject null hypothesis: Evidence suggests that ROA in 100 coop is different from 809 coop.

Test Statistic (U) for Asset: 46886135.000
P-value for Asset: 0.0000
Reject null hypothesis: Evidence suggests that Asset in 100 coop is different from 809 coop.

# PARA 809 COOPERATIVAS E BANCOS

def perform_mannwhitneyu_and_describe(data1, data2, variable_name):
    statistic, p_value = mannwhitneyu(data1, data2, alternative='two-sided') # Use 'two-sided' for a
two-tailed test
    print(f"Test Statistic (U) for {variable_name}: {statistic:.3f}")
    print(f"P-value for {variable_name}: {p_value:.4f}")

    alpha = 0.05
    if p_value < alpha:
        print(f"Reject null hypothesis: Evidence suggests that {variable_name} in coop is different from
bank.\n")
    else:
        print(f"Fail to reject null hypothesis: Insufficient evidence to conclude that {variable_name} in coop is
different from bank.\n")

# Define the pairs of variables
pairs = [('risco', 'Risk'), ('VRS', 'Efficiency'), ('roa', 'ROA'), ('ativo_log', 'Asset')]

# Loop through the pairs and perform the Mann-Whitney U test
for var, name in pairs:

```

```

perform_mannwhitneyu_and_describe(var_coop_all[var], var_banc_all[var], name)

Test Statistic (U) for Risk: 4406727.000
P-value for Risk: 0.0000
Reject null hypothesis: Evidence suggests that Risk in coop is different from bank.

Test Statistic (U) for Efficiency: 995797.000
P-value for Efficiency: 0.0000
Reject null hypothesis: Evidence suggests that Efficiency in coop is different from bank.

Test Statistic (U) for ROA: 4822252.000
P-value for ROA: 0.0000
Reject null hypothesis: Evidence suggests that ROA in coop is different from bank.

Test Statistic (U) for Asset: 821186.000
P-value for Asset: 0.0000
Reject null hypothesis: Evidence suggests that Asset in coop is different from bank.

# PARA 100 COOPERATIVAS E BANCOS

ef perform_mannwhitneyu_and_describe(data1, data2, variable_name):
    statistic, p_value = mannwhitneyu(data1, data2, alternative='two-sided') # Use 'two-sided' for a
two-tailed test
    print(f"Test Statistic (U) for {variable_name}: {statistic:.3f}")
    print(f"P-value for {variable_name}: {p_value:.4f}")

    alpha = 0.05
    if p_value < alpha:
        print(f"Reject null hypothesis: Evidence suggests that {variable_name} in coop is different from
bank.\n")
    else:
        print(f"Fail to reject null hypothesis: Insufficient evidence to conclude that {variable_name} in coop is
different from bank.\n")

# Define the pairs of variables
pairs = [('risco', 'Risk'), ('VRS', 'Efficiency'), ('roa', 'ROA'), ('ativo_log', 'Asset')]

# Loop through the pairs and perform the Mann-Whitney U test
for var, name in pairs:
    perform_mannwhitneyu_and_describe(stata_coop[var], stata_banc[var], name)

Test Statistic (U) for Risk: 336113.000
P-value for Risk: 0.0000
Reject null hypothesis: Evidence suggests that Risk in coop is different from bank.

Test Statistic (U) for Efficiency: 187909.500
P-value for Efficiency: 0.0000
Reject null hypothesis: Evidence suggests that Efficiency in coop is different from bank.

Test Statistic (U) for ROA: 379668.000
P-value for ROA: 0.0000
Reject null hypothesis: Evidence suggests that ROA in coop is different from bank.

Test Statistic (U) for Asset: 185679.000
P-value for Asset: 0.0000
Reject null hypothesis: Evidence suggests that Asset in coop is different from bank.

# QUEM É MAIOR EM ATIVO? BANCOS OU COOPERATIVAS?

## PARA 809 COOPERATIVAS

```

```

def perform_mannwhitneyu_and_describe(data1, data2, variable_name, alternative='greater'):
    statistic, p_value = mannwhitneyu(data1, data2, alternative=alternative)
    print(f"Test Statistic (U) for {variable_name}: {statistic:.3f}")
    print(f"P-value for {variable_name}: {p_value:.4f}")

    alpha = 0.05
    if p_value < alpha:
        print(f"Reject null hypothesis: Evidence suggests that {variable_name} in coop is greater than in
bank.\n")
    else:
        print(f"Fail to reject null hypothesis: Insufficient evidence to conclude that {variable_name} in coop is
greater than in bank.\n")

# Define the pairs of variables
pairs = [('risco', 'Risk'), ('VRS', 'Efficiency'), ('roa', 'ROA'), ('ativo_log', 'Asset')]

# Loop through the pairs and perform the Mann-Whitney U test
for var, name in pairs:
    perform_mannwhitneyu_and_describe(var_coop_all[var], var_banc_all[var], name)

Test Statistic (U) for Risk: 4406727.000
P-value for Risk: 0.0000
Reject null hypothesis: Evidence suggests that Risk in coop is greater than in bank.

Test Statistic (U) for Efficiency: 995797.000
P-value for Efficiency: 1.0000
Fail to reject null hypothesis: Insufficient evidence to conclude that Efficiency in coop is greater than in
bank.

Test Statistic (U) for ROA: 4822252.000
P-value for ROA: 0.0000
Reject null hypothesis: Evidence suggests that ROA in coop is greater than in bank.

Test Statistic (U) for Asset: 821186.000
P-value for Asset: 1.0000
Fail to reject null hypothesis: Insufficient evidence to conclude that Asset in coop is greater than in bank.

## PARA 100 COOPERATIVAS

def perform_mannwhitneyu_and_describe(data1, data2, variable_name, alternative='greater'):
    statistic, p_value = mannwhitneyu(data1, data2, alternative=alternative)
    print(f"Test Statistic (U) for {variable_name}: {statistic:.3f}")
    print(f"P-value for {variable_name}: {p_value:.4f}")

    alpha = 0.05
    if p_value < alpha:
        print(f"Reject null hypothesis: Evidence suggests that {variable_name} in coop is greater than in
bank.\n")
    else:
        print(f"Fail to reject null hypothesis: Insufficient evidence to conclude that {variable_name} in coop is
greater than in bank.\n")

# Define the pairs of variables
pairs = [('risco', 'Risk'), ('VRS', 'Efficiency'), ('roa', 'ROA'), ('ativo_log', 'Asset')]

# Loop through the pairs and perform the Mann-Whitney U test
for var, name in pairs:
    perform_mannwhitneyu_and_describe(stata_coop[var], stata_banc[var], name)

```

APÊNDICE - E

$$\begin{array}{l}
 \text{Matriz de inputs : } X_{N \times M} \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1M} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{N1} & x_{N2} & \dots & x_{NM} \end{bmatrix} \\
 \\
 \text{Matriz de outputs : } Y_{N \times S} \begin{bmatrix} y_{11} & y_{12} & \dots & y_{1S} \\ y_{21} & y_{22} & \dots & y_{2S} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{N1} & y_{N2} & \dots & y_{NS} \end{bmatrix}
 \end{array}$$

Charnes, Cooper e Rhodes (1978) mediram a eficiência de uma determinada DMU u em relação a uma determinada DMU v na conversão de entradas em saídas, é necessário utilizar um vetor de pesos $w = (w_1, w_2, \dots, w_M)$ onde w_i é o peso associado ao *input* x_i , sendo que cada peso indica a proporção da entrada (*input*) no cálculo da eficiência, e sendo a eficiência da DMU u em relação à DMU v dada pela razão apresentada na equação 1.

$$\text{Eficiência}_u = \max_w \left\{ \frac{\sum_{i=1}^M w_i x_{ui}}{\sum_{i=1}^M w_i x_{vi}} \right\} \quad (1)$$

Essa razão representa o quanto a DMU u é capaz de converter os inputs em relação à DMU v . O objetivo é encontrar os pesos w que maximizam essa razão, sujeito à restrição de que $w_i \geq 0$ para todos os i . Na fase de saída, os mesmos pesos w são usados para medir a eficiência das DMUs em relação aos outputs. Sendo $z = (z_1, z_2, \dots, z_S)$ de um vetor de outputs, onde z_j é o output y_j da DMU v multiplicado pelo peso w_j .