

CONSTRUÇÃO DE RANKING DE DESEMPENHO ECONÔMICO E FINANCEIRO DAS COOPERATIVAS DE CRÉDITO DE MINAS GERAIS

CONSTRUCTION OF ECONOMIC AND FINANCIAL PERFORMANCE RANKING FOR THE CREDIT COOPERATIVES OF MINAS GERAIS

Autor(es) Jean Gustavo Gonçalves Rios

Filiação: Sindicato e Organização das Cooperativas do Estado de Minas Gerais (SISTEMA OCEMG)

E-mail: jean.rios@sistemaocemg.coop.br

Autor(es) Guilherme Lopes De Oliveira

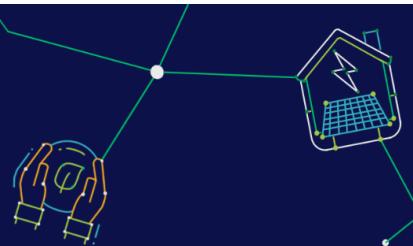
Filiação: CEFET-MG e UFMG

E-mail: guilhermeoliveira@cefetmg.br

Eixo temático: 3.4 Contabilidade, Finanças e Desempenho

Resumo

Elencar as maiores empresas com base em seu faturamento é frequente em diversos contextos. No caso das cooperativas de crédito, os anuários divulgados periodicamente costumam ranquear as instituições de acordo com seu desempenho em diversos indicadores. Isto, em geral, é feito de forma univariada e sem uso de métodos estatísticos robustos. Este trabalho propõe um ranqueamento dos melhores desempenhos econômico e financeiro (DEF) das cooperativas de crédito do Estado de Minas Gerais com base no método estatístico multivariado de Análise de Componentes Principais (ACP). A ACP permite o ranqueamento com base em índice de desempenho que considera a estrutura de correlação entre as variáveis de interesse. A pesquisa foi realizada com base em seis indicadores de DEF de 170 cooperativas singulares presentes no Anuário de Informações Econômicas e Sociais do Cooperativismo Mineiro. Os dados foram colhidos através do arquivo 4010 do Banco Central do Brasil. Foram realizados dois cenários considerando a remoção ou não da cooperativa com valores atípicos (muito mais elevados) dentre as 20 maiores cooperativas identificadas. O ranqueamento com base no Índice de Desempenho Econômico e Financeiro Geral (IDG) proposto foi comparado ao resultado apresentado no Anuário com base nas análises univariadas, bem como as duas diferentes soluções foram comparadas entre si. Nos dois cenários explorados, a variância total explicada pela ACP foi alta (92,02% e 87,85%). As oito maiores cooperativas não alteram suas posições nos diferentes ranqueamentos e as demais cooperativas tiveram pequenas variações para cima ou para baixo em suas posições. O método aplicado se mostra robusto na definição de um IDG das cooperativas de crédito mineiras, o qual pode ser usado nas tomadas de decisão pertinentes. A abordagem proposta nesse estudo é relevante



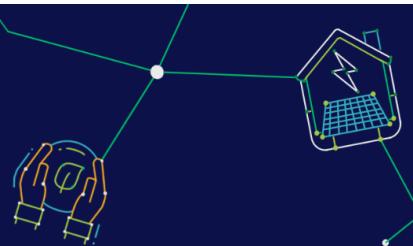
por evidenciar as potencialidades da análise estatística guiada por dados para a tomada de decisão no contexto de avaliação das cooperativas de crédito.

Palavras-chave: Análise de Componentes Principais. Cooperativas de Crédito. Estatística Multivariada. Ranking Econômico e Financeiro.

Abstract

Ranking the largest companies based on their revenue is frequent in many contexts. In the case of credit unions, yearbooks released periodically tend to classify institutions according to their performance in various indicators. This, in general, is done univariately and without the use of robust statistical methods. This paper proposes a ranking of the best economic and financial performance (EFP) of credit unions in the State of Minas Gerais, Brazil, based on the multivariate statistical method of Principal Component Analysis (PCA). The PCA allows ranking with basis on a general performance index that considers the correlation structure between variables of interest. We consider six EFP indicators of 170 cooperatives presented in the Yearbook of Economic and Social Information of Cooperativism of Minas Gerais. Data were collected through the 4010 file of the Central Bank of Brazil. Two scenarios were carried out considering the withdrawal or not of the cooperative with outliers (much higher) among the 20 largest identified cooperatives. The ranking based on the proposed General Economic-Financial Performance Index (GPI) was compared with the result presented in the Yearbook based on univariate analyses, as well as the two different solutions were compared to each other. In the two scenarios explored, the total variance explained by the PCA was high (92.02% and 87.85%). The eight largest cooperatives did not change their position in the different rankings and the other cooperatives had small variations up or down in their positions. The applied method shown to be robust in defining an GPI of the cooperatives of Minas Gerais, which can be used in pertinent decision-making. The approach proposed in this study is relevant, as it highlights the potential of data-guided statistical analysis for decision-making in the context of evaluating credit unions.

Key words: Credit Cooperatives. Economic and Financial Ranking. Multivariate Statistics. Principal Component Analysis.



1. Introdução

As cooperativas cumprem um papel importante na economia brasileira, levando desenvolvimento econômico e social aos locais onde estão inseridas. Pinheiro (2008) descreve que as cooperativas de créditos são instituições financeiras que possuem produtos e serviços semelhantes ao de banco comercial, entretanto não são instituições bancárias. A principal diferença entre banco e cooperativa se dá por sua formação societária. Enquanto os bancos são sociedades de capital onde o poder decisório é baseado na quantidade de valor aportado, as cooperativas são sociedades de pessoas com poder de voto, independente do capital aportado.

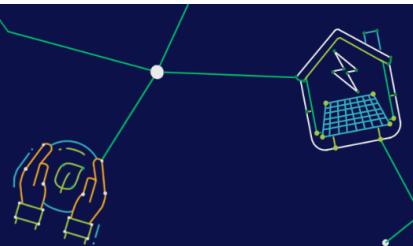
De acordo com a Organização das Cooperativas do Estado de Minas Gerais (SISTEMA OCEMG, 2022), o cooperativismo de crédito mineiro contabilizou 189 cooperativas registradas em 2021, levando acesso ao crédito e serviços financeiros a 1,9 milhão de cooperados e gerando 14,4 mil empregos diretos. Juntas, elas totalizaram R\$ 43,1 bilhões em movimentação econômica, congregaram R\$ 75 bilhões em ativos totais, 9,8 bilhões em patrimônio líquido, 5,2 bilhões em capital social e sobras de R\$ 1,5 bilhão.

O papel dessas instituições financeiras no acesso ao crédito para a sociedade é relevante e alcança 607 municípios de Minas Gerais (MG), sendo 1350 postos de atendimentos instalados e o único tipo de instituição financeira instalada em 64 municípios (SISTEMA OCEMG, 2022).

O Anuário de Informações Econômicas e Sociais do Cooperativismo Mineiro 2022 fornece um ranqueamento das cooperativas de crédito atuantes em MG com base em 10 variáveis, apresentando as 20 maiores cooperativas de crédito de acordo com cada uma destas variáveis, sendo elas: total de cooperados, total de empregados, ingressos totais, total de operações de crédito, sobras antes das destinações, sobras médias por cooperados, juros pagos ao capital, ativos totais, patrimônio líquido e capital social. O método considera os valores observados para cada variável individualmente, sem levar em conta uma possível associação entre elas e nem a sua variabilidade.

Com base em tais variáveis, tem-se a seguinte questão de pesquisa: Como seria o ranqueamento das cooperativas de créditos obtidos através da aplicação de métodos de estatística multivariada apropriados? Diante disso, este trabalho visa sugerir um modelo de ranqueamento parcimonioso, que contemple as principais variáveis econômicas e financeiras que constam no Anuário do Cooperativismo Mineiro 2022 através da Análise de Componentes Principais (ACP). Por meio do objetivo geral, elencou-se os seguintes objetivos específicos:

- Propor um Indicador de Desempenho Econômico e Financeiro para as cooperativas mineiras usando a ACP e considerando as variáveis Ativo Total, Patrimônio Líquido, Capital Social, Sobras/Perdas, Operações de Crédito e Receitas Totais;



- Comparar o ranqueamento proposto com o aquele disponível no anuário do Sistema Ocemg;
- Apresentar os benefícios da utilização do método estatístico para o ranqueamento.

O tema abordado neste trabalho se mostra relevante por destacar os melhores desempenhos do cooperativismo de crédito mineiro considerando as principais variáveis contábeis do cooperativismo de crédito, sendo uma importante ferramenta para tomada de decisão gerencial. Com a aplicação da técnica estatística multivariada de ACP, tem-se a vantagem de criar um indicador de desempenho que leva em conta todas as variáveis ao mesmo tempo, suas correlações e variabilidades, em vez de se utilizar um ranqueamento univariado com base em cada variável.

2. Materiais e Métodos

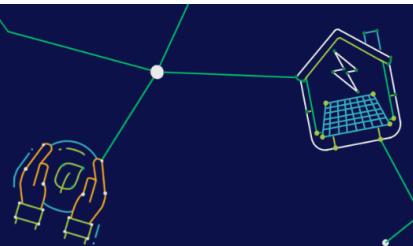
2.1 Cooperativas de Crédito

As primeiras cooperativas de crédito surgiram na Europa no século XIX. Franz Hermann Schulze-Delitzsch constituiu a primeira cooperativa de crédito em 1850 na Alemanha com o intuito de dar acesso à população em serviços financeiros e fomentar empréstimos entre seus associados. Posteriormente, Friedrich Wilhelm Raiffeisen iniciou um modelo de crédito rural que se expandiu para a América do Norte no início do século XX (WOCCU, 2022).

Em 1902, por intermédio do padre suíço Theodor Amstad, criou-se a primeira cooperativa de crédito no Brasil, denominada de Sociedade Cooperativa Caixa de Economia e Empréstimos de Nova Petrópolis, esta cooperativa é a mais antiga no país em atividade, e em março de 2007 passou a ser denominada como Cooperativa de Crédito de Livre Admissão de Associados Pioneira da Serra Gaúcha – Sicredi Pioneira RS (SOARES, MARDEN MARQUES, 2008).

Bressan (2010) define que cooperativas de crédito são instituições financeiras reguladas pelo Banco Central do Brasil (BACEN), que seguem as normas criadas pelo Conselho Monetário Nacional (CMN), captando recursos monetários através de depósitos à vista, e que prestam serviços aos cooperados por meio do Sistema Financeiro Nacional (SFN).

O ramo das cooperativas de crédito atualmente é regido pela Lei Complementar 130/2009. As cooperativas de crédito singulares são classificadas conforme suas operações, que de acordo com a Resolução CMN 4.434/15 são as seguintes: (i) Cooperativas Plenas, que realizam praticamente todas as operações autorizadas a uma instituição financeira inclusive operações de maior complexidade e risco; (ii) Cooperativas Clássicas, que operam como instituição financeira,



especialmente com intermediação financeira e pagamentos; e (iii) Cooperativas Capital Empréstimo, que são vetadas em captar depósitos (OCB, 2022).

De acordo com a OCB (2022), no ano de 2021 o Brasil contava com 763 cooperativas de crédito, congregando 13,9 milhões de cooperados e gerando 89 mil empregos diretos. Em relação aos indicadores financeiros, somaram-se R\$ 518,8 bilhões em Ativos Totais, com Patrimônio Líquido Total de R\$ 67,9 bilhões, reunindo R\$ 38,9 bilhões em Capital Social, com Ingressos e Receitas Brutas de R\$ 60,4 bilhões. O volume de operações de créditos alcançou 6,58% do Sistema Financeiro Nacional, ultrapassando R\$ 258 bilhões em operações, e apresentaram Sobras de R\$ 10,1 bilhões.

A relevância econômica e financeira das cooperativas de crédito mineiras no ano de 2021 se baseia em R\$ 8,16 bilhões em Ingressos e Receitas Brutas, R\$ 34,9 bilhões em operações de crédito, totalizando uma movimentação econômica de R\$ 43,1 bilhões, as quais renderam Sobras de R\$ 1,5 bilhão (14,85% do total nacional). Ainda, as 189 cooperativas de crédito de MG apresentaram no Anuário 2022 R\$ 75 bilhões em Ativos Totais, Patrimônio Líquido de R\$ 9,8 bilhões e Capital Social de R\$ 5,2 bilhões (SISTEMA OCEMG, 2022).

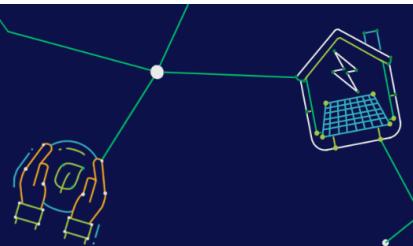
2.2 Base de Dados

Utilizou-se neste trabalho dados abertos contínuos em valor monetário de 170 Cooperativas de Crédito de Minas Gerais, fornecido pelo BACEN através do arquivo 4010, referente ao balancete analítico do Plano Contábil das Instituições do Sistema Financeiro Nacional (COSIF), o qual pode ser acessado em <https://www4.bcb.gov.br/fis/cosif/balancetes.asp?frame=1>.

Através do balancete analítico, foram retirados os valores de seis variáveis econômicas e financeiras que são ranqueadas individualmente no Anuário de Informações Econômicas e Sociais do Cooperativismo Mineiro 2022 do Sistema Ocemg (2022), sendo elas: Ativos Totais (V1), Patrimônio Líquido (V2), Capital Social (V3), Resultados (V4), Operações de Créditos (V5) e Receitas Totais (V6).

O cálculo das variáveis Resultados, Operações de Crédito e Receitas Totais foi feito acumulando a Demonstração de Resultado do Exercício (DRE) do arquivo 4010 de junho e dezembro de 2021. Já para as variáveis Ativos Totais, Patrimônio Líquido e Capital Social utilizou-se os saldos do fechamento do mês de dezembro.

Cabe destacar que os dados extraídos do arquivo 4010 não incluíram as cooperativas centrais e federações do ramo crédito, mas apenas as singulares. Apenas cooperativas de crédito singulares foram consideradas para viabilizar a comparação das variáveis econômicas e financeiras. Como o Anuário elaborado pelo Sistema Ocemg leva em consideração estes três tipos de cooperativas na definição do seu *ranking*, as centrais e federações presentes entre as mais bem ranqueadas pelo Anuário foram removidas quando da comparação com os resultados obtidos neste estudo.



2.3 Análise de Componentes Principais

De acordo com Mingoti (2005), a estatística multivariada engloba métodos que estudam medidas de diversos elementos que compõem a amostra de forma conjunta. A estatística multivariada permite reduzir, simplificar, classificar, agrupar e investigar a dependência entre as variáveis, criar previsões e elaborar testes de hipóteses através de correlações das variáveis (JOHNSON; WICHERN, 1992).

Para Escofier e Pages (1992) os métodos de estatística multivariada são eficientes para se trabalhar grandes quantidades de dados complexos, pois são métodos multidimensionais que confrontam duas ou mais variáveis extraíndo tendências sobressalentes de forma hierárquica.

De acordo com Hair *et al.* (2005), a Análise de Componentes Principais (ACP) ou, em inglês, *Principal Component Analysis (PCA)*, é um método estatístico multivariado em que um conjunto de $p > 2$ variáveis idealmente correlacionadas são analisadas de forma conjunta, com base na correlação que carregam entre si, gerando um agrupamento destas p variáveis originais em um número menor de novas variáveis linearmente não correlacionadas chamadas de componentes principais, sem perdas significativas de informações da base de dados original em termos de explicação da variabilidade original. O número de componentes principais é sempre menor ou igual ao número de variáveis originais (REIS, 2001).

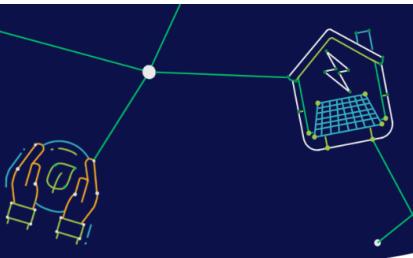
A ACP é matematicamente definida como uma transformação linear ortogonal que transforma os dados para um novo sistema de coordenadas de forma que a maior variância por qualquer projeção dos dados fica ao longo da primeira coordenada, a segunda maior variância fica ao longo da segunda coordenada, e assim por diante (MINGOTI, 2005).

Considere uma situação em que observamos p variáveis, denotadas por $X_1, X_2, X_3, \dots, X_p$, em um conjunto de n indivíduos (amostra) de uma população. A matriz de dados é de ordem $n \times p$ dada por:

$$X = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & X_{13} & \cdots & X_{1p} \\ X_{21} & X_{22} & X_{23} & \cdots & X_{2p} \\ X_{31} & X_{32} & X_{33} & \cdots & X_{3p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{n1} & X_{n2} & X_{n3} & \cdots & X_{np} \end{bmatrix}.$$

A estrutura de dependência entre as variáveis da matriz de dados X pode ser representada pela matriz R de correlações amostrais entre os pares de variáveis, a qual é uma matriz simétrica e de ordem $p \times p$ definida da seguinte forma:

$$R = \begin{bmatrix} 1 & r(X_1X_2) & r(X_1X_3) & \cdots & r(X_1X_p) \\ r(X_2X_1) & 1 & r(X_2X_3) & \cdots & r(X_2X_p) \\ r(X_3X_1) & r(X_3X_2) & 1 & \cdots & r(X_3X_p) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r(X_pX_1) & r(X_pX_2) & r(X_pX_3) & \cdots & 1 \end{bmatrix}.$$



Os resultados da ACP podem ser obtidos por meio da decomposição da matriz R , o que tem a vantagem de tornar as variáveis comparáveis em termos de escala já que, em geral, elas são observadas em unidades de medidas e/ou escalas diferentes. Esta vantagem acontece porque, neste caso, pode-se mostrar que a análise se baseia nas variáveis originais em uma escala padronizada onde todas têm média igual a 0 e variância igual a 1 (MINGOTI, 2005).

As componentes principais são determinadas resolvendo-se a equação característica da matriz R , a partir da qual pode se extrair os p autovetores e p autovalores desta matriz (VARELLA, 2008). Por definição, os autovalores são ortogonais entre si, ou seja, não-correlacionados. Os autovetores são normalizados de forma que a soma dos quadrados dos seus p coeficientes é forçada a ser igual a 1. Sendo $\tilde{a}_j = (a_{j1}, \dots, a_{jp})$ o autovetor correspondente ao autovalor λ_j , para $j = 1, \dots, p$, então a j -ésima componente principal para a i -ésima observação amostral é dada por:

$$Y_{ij} = a_{j1}Z_{1i} + a_{j2}Z_{2i} + \dots + a_{jp}Z_{pi}, \quad (\text{Eq. 1})$$

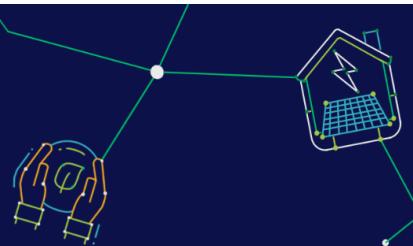
onde Z_j representa a variável X_j padronizada e $i = 1, \dots, n$.

Conforme definido em Mingoti (2005) e Varella (2008), a primeira componente é o que apresenta maior variância e assim por diante. O total da variância das variáveis originais padronizadas é igual a p . Portanto, a importância de uma componente principal é avaliada por meio de sua contribuição na explicação da variabilidade total, isto é, pela proporção de variância total explicada pela componente.

Desta forma, a soma dos primeiros k autovalores representa a proporção de informação retida na redução de p para k dimensões. Essa informação pode ser utilizada para decidir quantas componentes vamos utilizar na análise, isto é, quantas componentes $k < p$ poderiam ser utilizadas para diferenciar os indivíduos. Não existe um método estatístico preciso que ajude nesta decisão. Um critério que pode ser utilizado para escolha do valor de componentes é o de manter no sistema apenas as componentes relacionadas aos autovalores que são maiores do que 1, ou seja, mantém-se as componentes que conseguem explicar pelo menos a quantidade de variância de uma variável original padronizada, o que é conhecido como Critério de Kaiser.

Segundo Regazzi (2000) para aplicações em diversas áreas do conhecimento o número de componentes utilizados tem sido aquele que acumula 70% ou mais de proporção da variância total, mas esta não é uma regra aplicável em todos os casos. Há de se combinar a análise numérica das contribuições das componentes e o bom senso em casos práticos gerais, visto que o objetivo é reduzir a dimensão de variáveis envolvidas no estudo.

Após a redução de p para k dimensões, é possível obter os escores das k componentes principais e toda análise é feita utilizando-se tais escores. Uma vez



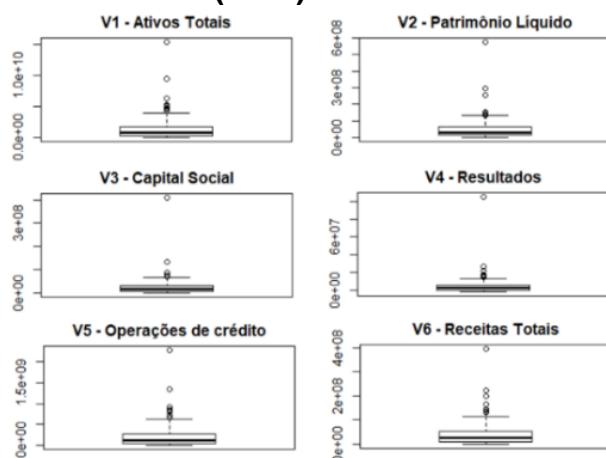
que a decomposição em autovetores tenha sido realizada, o cálculo dos escores para cada um dos n indivíduos em cada uma das k componentes Y_1, \dots, Y_k é feito substituindo os respectivos valores que observados das variáveis originais padronizadas Z_1, \dots, Z_p na (Eq. 1). A magnitude numérica dos escores observados para uma componente Y_j podem ser usadas para ranquear os indivíduos de acordo com a característica que esta componente representa, o que advém da interpretação dada a ela (MINGOTI, 2005). A interpretação de cada componente, por sua vez, é feita verificando-se o grau de correlação de que cada variável Z_j tem sobre o componente Y_i , o que depende dos valores numéricos dos coeficientes (a_{j1}, \dots, a_{jp}) que são chamados de *loadings*. Todas as análises foram feitas no software estatístico R.

3. Análises e Resultados

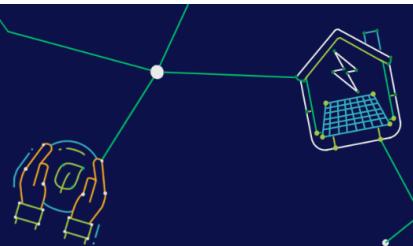
3.1 Análise Descritiva dos Dados

Inicialmente, procedeu-se a uma análise descritiva dos dados, com foco principal na análise da variabilidade, covariâncias e correlações entre as variáveis do estudo. Da Figura 1, nota-se que todas as variáveis apresentaram grande amplitude e variabilidade. A variável Resultados é a única com valores mínimos negativos, pois na base de dados original existem cooperativas de crédito que apresentaram perdas no exercício de 2021. Vale destacar que as maiores cooperativas de crédito possuem valores monetários muito altos quando se compara as outras cooperativas, despontando-se como valores atípicos (*outliers*). O Sicoob Credicom é a cooperativa de crédito com maior discrepância em relação às demais em todas as variáveis.

Figura 1 – Boxplots das variáveis do estudo. Fonte: Elaborado pelos autores (2022).



Fonte: Elaborado pelos autores (2022).



Conforme apresentado na Tabela 1, todas as variáveis apresentam variância muito elevada (diagonal principal da matriz de covariâncias estimadas), o que se justifica por se tratar de dados financeiros que, em geral, estão na casa dos milhões ou bilhões de reais.

Tabela 1 - Matriz de covariâncias entre as variáveis do estudo

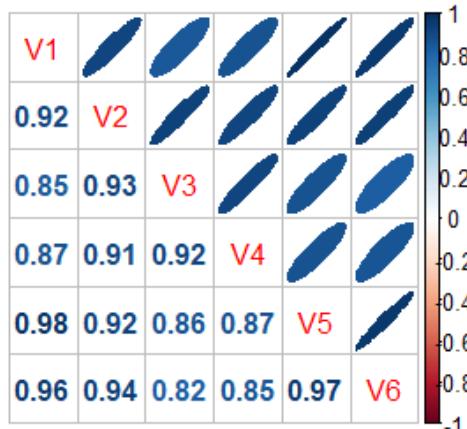
	V1	V2	V3	V4	V5	V6
V1	3,29265E+18	9,86837E+16	5,55042E+16	1,41448E+16	4,78695E+17	8,54072E+16
V2	9,86837E+16	3,50449E+15	1,98744E+15	4,86163E+14	1,46993E+16	2,72615E+15
V3	5,55042E+16	1,98744E+15	1,30573E+15	2,98733E+14	8,37997E+15	1,46361E+15
V4	1,41448E+16	4,86163E+14	2,98733E+14	8,10433E+13	2,1068E+15	3,77159E+14
V5	4,78695E+17	1,46993E+16	8,37997E+15	2,1068E+15	7,23903E+16	1,27803E+16
V6	8,54072E+16	2,72615E+15	1,46361E+15	3,77159E+14	1,27803E+16	2,42045E+15

Fonte: Elaborado pelos autores (2022).

Notação: Um valor 1,5E+5 deve ser lido como 150000.

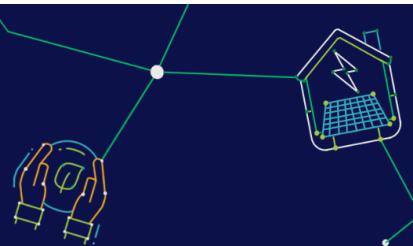
O coeficiente amostral de correlação linear de Pearson entre os pares de variáveis é apresentado na Figura 2. No geral, as variáveis estão altamente correlacionadas positivamente entre si, sendo a menor correlação aquela observada entre as variáveis Capital Social (V3) e Receitas Totais (V6) que representa 0,82. Em contrapartida, as variáveis Operações de Crédito (V5) e Ativos Totais (V1) tem a maior correlação observada, sendo igual a 0,98.

Figura 2 – Correlograma para as Variáveis do Estudo.



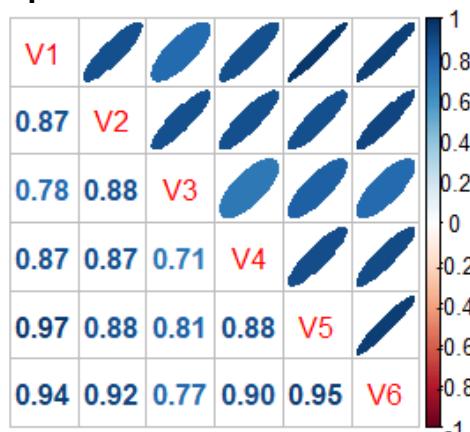
Fonte: Elaborado pelos autores (2022).

Para a análise, resolveu-se considerar os casos em que a cooperativa de maior porte em termos de volume e aporte financeiro fosse ou não retirada da base



da dados. Conforme a Figura 3, ao verificar os dados sem a maior cooperativa (Sicoob Credicom), nota-se, no geral, uma leve redução nas correlações entre as variáveis, mas permanecendo uma correlação positiva e alta. Entretanto, a menor correlação observada neste caso foi entre Capital Social (V3) e Resultados (V4), que representa 0,71, e a maior correlação permaneceram entre as variáveis Operações de Crédito (V5) e Ativos Totais (V1), a qual reduziu de 0,98 para 0,97.

Figura 3 - Correlograma Para as Variáveis do Estudo Sem a Cooperativa Sicoob Credicom

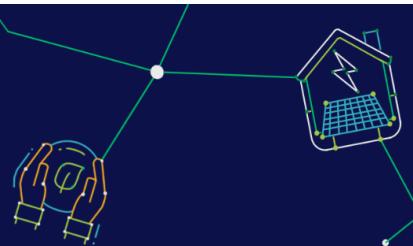


Fonte: Elaborado pelos autores (2022).

3.2 Aplicação da Análise de Componentes Principais

Devido aos elevados valores de variância das variáveis e discrepância entre suas variabilidades, procedeu-se à aplicação da PCA com base na matriz de correlação amostral para contornar as diferenças de escala conforme descrito na Seção 2.3.

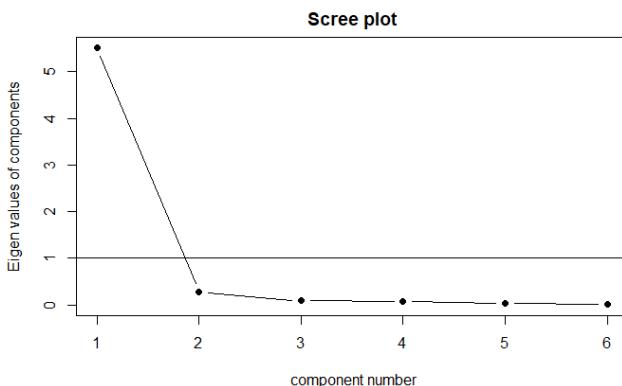
A Tabela 2 traz os resultados da análise considerando o conjunto de dados completos, ou seja, sem a remoção da Cooperativa Sicoob Credicom. De acordo com a análise dos autovalores, tem-se que a primeira componente principal é capaz de explicar 92,02% da variabilidade total dos dados, indicando que apenas essa componente deve ser considerada na análise. Tal resultado é esperado devido ao elevado grau de correlação observado entre as seis variáveis que compõem o estudo (Figura 2).

**Tabela 2 – Resultado da PCA para os Dados Completos**

Variável Padronizada	PCA1	PCA2	PCA3	PCA4	PCA5	PCA6
Z1	0,1753	-0,6950	0,4230	1,5396	-3,7714	3,2619
Z2	0,1768	0,2236	-1,3739	-2,0879	-2,8632	-3,1360
Z3	0,1691	1,0968	-1,5712	1,4882	1,5136	2,3210
Z4	0,1704	0,8731	2,5981	-0,6275	0,1163	-0,2933
Z5	0,1764	-0,6406	0,1137	1,4661	2,0358	-5,8206
Z6	0,1743	-0,7975	-0,1616	-1,7451	3,0574	3,8247
$\hat{\lambda}_i$	5,5212	0,2821	0,0883	0,0688	0,0262	0,0134
Porcentagem de Variância Total Explicada (%)	92,02	4,70	1,47	1,15	0,44	0,22
Porcentagem Acumulada de Variância Total Explicada (%)	92,02	96,72	98,19	99,34	99,78	100

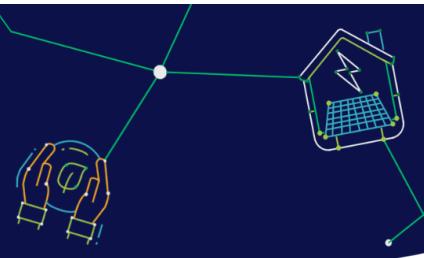
Fonte: Elaborado pelos autores (2022)

De fato, pelo critério de Kaiser (Figura 4), apenas a primeira componente apresenta autovalor superior a 1, ou seja, nenhuma das outras é capaz de explicar a variabilidade de pelo menos uma das variáveis padronizadas (cuja variância é igual a 1 por terem sido padronizadas).

Figura 4 – Gráfico dos Autovalores (Critério de Kaiser).

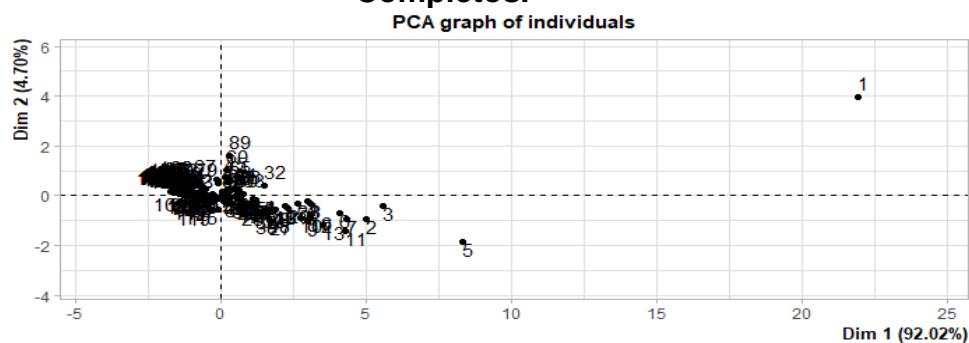
Fonte: Elaborado pelos autores (2022)

Em termos de interpretação, uma vez que todos os *loadings* associados à primeira componente principal (PCA1) são positivos (veja Tabela 2), tem-se que ela representa um Indicador de Desempenho Econômico e Financeiro para Cooperativas (IDG). Dessa forma, os escores da PCA1 podem ser utilizados para ranquear as cooperativas levando em conta a informação conjunta de todas as seis variáveis incluídas no estudo. Quanto maior o IDG, melhor o ranqueamento da cooperativa. Tal ranqueamento será apresentado mais à frente. Vale notar que a magnitude numérica dos *loadings* é bastante similar, indicando que todas as variáveis terão contribuição semelhante no cálculo dos escores da PCA1.



A Figura 5 traz o gráfico de dispersão entre os escores de cada cooperativa obtidos através da primeira e da segunda componentes principais. As maiores cooperativas, Sicoob Credicom (representada pelo número 1) e Sicoob Aracoop (representada pelo número 5), apresentam escores na PCA1 que são muito mais elevados do que obtido para as demais cooperativas. Ambas têm movimentações financeiras em patamares muito mais elevados que as demais, o que justifica tal discrepância observada.

Figura 5 – Gráfico dos Escores da PCA1 e PCA2 para os Dados Completos.



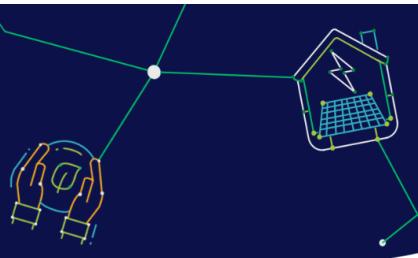
Fonte: Elaborado pelos autores (2022)

Ao realizar a ACP desconsiderando a cooperativa Sicoob Credicom (Tabela 3), a porcentagem de variância total explicada pela primeira componente caiu de 92,02% para 89,03%. Entretanto, pelo critério de Kaiser, permanece sendo necessário apenas uma componente para o ranqueamento das cooperativas. A primeira componente principal continua representando um índice geral de desempenho, pois todos os *loadings* são positivos e que também continuam com magnitude numérica similar.

Tabela 3 – Resultado da PCA para os Dados sem Sicoob Credicom

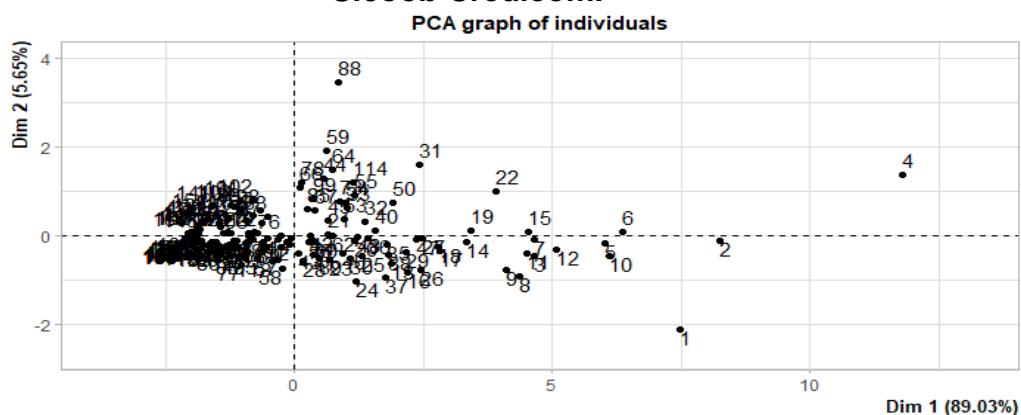
Variável Padronizada	PCA1	PCA2	PCA3	PCA4	PCA5	PCA6
Z1	0,1753	-0,6950	0,4230	1,5396	-3,7714	3,2619
Z2	0,1768	0,2236	-1,3739	-2,0879	-2,8632	-3,1360
Z3	0,1691	1,0968	-1,5712	1,4882	1,5136	2,3210
Z4	0,1704	0,8731	2,5981	-0,6275	0,1163	-0,2933
Z5	0,1764	-0,6406	0,1137	1,4661	2,0358	-5,8206
Z6	0,1743	-0,7975	-0,1616	-1,7451	3,0574	3,8247
$\hat{\lambda}_i$	5,3419	0,3389	0,1647	0,0914	0,0430	0,0202
Porcentagem de Variância Total Explicada (%)	89,03	5,65	2,74	1,52	0,72	0,34
Porcentagem Acumulada de Variância Total Explicada (%)	89,03	94,68	97,42	98,94	99,66	100

Fonte: Elaborado pelos autores (2022)



A Figura 6 demonstra que com a remoção da cooperativa Sicoob Credicom os escores das cooperativas na primeira componente apresentaram menor amplitude. Algumas cooperativas, as maiores que permaneceram na análise, apresentaram escores mais elevados que as demais, porém, numa escala menos alarmante do que o observado na Figura 5. A cooperativa que agora aparece representada pelo número 4 é a Sicoob Aracoop, segunda maior cooperativa, a qual também se destacou na análise com os dados completos.

Figura 6 – Gráfico dos Escores da PCA1 e PCA2 para os Dados sem Sicoob Credicom.

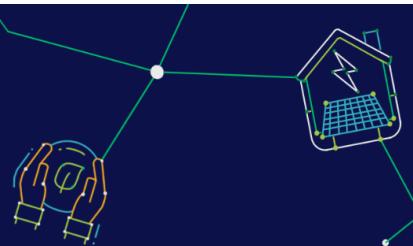


Fonte: Elaborado pelos autores (2022)

3.3 Ranqueamento das Cooperativas via ACP

Os escores da primeira componente principal foram consideradas para ranquear as 20 cooperativas de crédito com melhores desempenho econômico e financeiro segundo o resultado da ACP com os dados completos. O resultado foi o seguinte: 1º Sicoob Credicom (9,3187), 2º Sicoob Aracoop (3,5377), 3º Sicoob Agrocredi (2,3760), 4º Sicoob Coopemata (2,1221), 5º Sicoob Credipatos (1,8523), 6º Sicoob Credivar (1,8170), 7º Sicoob Credimepi (1,7324), 8º Sicoob Credipontal (1,4962), 9º Sicoob Credilivre (1,3165), 10º Sicoob Divicred (1,3155), 11º Sicoob Credigerais (1,3135), 12º Sicoob Copermec (1,2824), 13º Sicoob Credivass (1,2697), 14º Unicred Integração De Minas (1,1811), 15º Sicoob Credicopa (1,1216), 16º Sicoob Coopacredi (0,9802), 17º Sicoob Noroeste De Minas (0,9369), 18º Sicoob Credicaf (0,7951), 19º Sicoob Credinor (0,7835), 20º Sicoob União (0,7198).

Ao considerar o 2º cenário, com exclusão dos dados discrepantes da Cooperativa Sicoob Credicom, o ranking ficou da seguinte maneira: 1º Sicoob Credicom (-), 2º Sicoob Aracoop (5,0904), 3º Sicoob Agrocredi (3,5618), 4º Sicoob Coopemata (3,2300), 5º Sicoob Credipatos (2,7478), 6º Sicoob Credivar (2,6315),



7º Sicoob Credimepi (2,6008), 8º Sicoob Credipontal (2,1908), **9º Sicoob Credigerais (2,0117)**, 10º Sicoob Copermec (2,0059), 11º Sicoob Divicred (1,9613), 12º Sicoob Credilivre (1,9505), 13º Sicoob Credivass (1,8864), 14º Unicred Integração De Minas (1,7739), 15º Sicoob Credicopa (1,6828), 16º Sicoob Coopacredi (1,4817), 17º Sicoob Noroeste De Minas (1,4453), 18º Sicoob Credicaf (1,2174), 19º Sicoob Credinor (1,1998), **20º Sicoob Crediverentes (1,0765)**.

Numa comparação entre a primeira (com dados completos) e a segunda (dados sem a Sicoob Credicom) proposta, a Cooperativa Sicoob Credicom foi *ad hoc* classificada na primeira posição. Algumas observações sobre a comparação dos dois cenários são listadas abaixo:

- Não houve alteração no ranqueamento das 8 primeiras cooperativas;
- A cooperativa Sicoob União saiu da lista das 20 maiores dando lugar ao Sicoob Crediverentes que era a 21º colocada;
- O Sicoob Credilivre saiu da 9ª colocação e passou para 12º;
- O Sicoob Copermec subiu 2 posições, saindo de 12º para 10º;
- O Sicoob Divicred caiu uma posição saindo de 10º para 11º lugar;
- E Sicoob Credigerais saiu 11º posição e se posicionou em 9º lugar.

Na análise univariada do Anuário 2022 elaborado pelo Sistema Oceng com respeito a cada uma das variáveis, a cooperativa Sicoob Credicom se destaca em 1º lugar em todos os casos se desconsiderarmos as cooperativas centrais, conforme critério de exclusão considerado neste estudo.

Levando em consideração as variáveis com maiores correlações entre si, Ativos Totais e Operações de Crédito, a Tabela 4 mostra como se comportou o ranqueamento com método univariado do Anuário 2022 *versus* o ranqueamento baseado no IDG via técnica ACP. Quando comparamos as 20 primeiras posições baseadas na variável Ativos Totais com relação ao IDG, temos 6 posições que coincidiram e 14 cooperativas alteraram posições. A cooperativa Sicoob Centro-Oeste que figurava na 18ª posição em Ativos Totais não ficou em entre as 20 cooperativas com maiores IDG. Já o Sicoob Credinor não figurava entre os maiores Ativos Totais e ficou posicionado em 19º lugar na ACP.

Já na comparação da variável Operações de Créditos com o IDG proposto, permanece-se que 6 posições coincidiram, 14 cooperativas alteraram posições e a cooperativa Sicoob Credinor aparece em 19º lugar no *ranking* por meio do IDG e não aparece na variável Operações de Crédito. A cooperativa Sicoob Credisudeste que não se posiciona entre as maiores cooperativas segundo o IDG figura em 20º lugar nas maiores Operações de Crédito.

A cooperativa Sicoob Coopemata, que se posiciona em 7º lugar em Ativos Totais ficou em 4º lugar em Operações de Crédito e no ranking por meio do IDG. Já a Sicoob Agrocredi que aparece na 3ª posição do ranqueamento pelo IDG e pela variável Ativos Totais, posicionou em 16ª posição em relação ao ranking com base na variável Operações de Crédito.

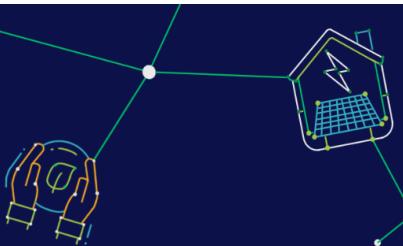
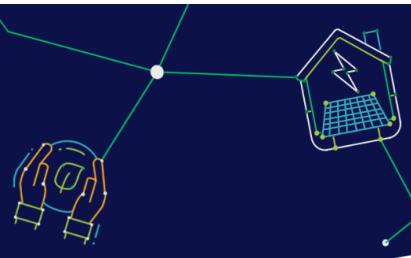


Tabela 4 – Ranking univariado do Anuário versus maiores Índices de Desempenho Geral (IDG).

Posição	Ranking Anuário - Ativos Totais V1	Ranking Anuário - Operações de Crédito V5	Ranking Dados Completos - PCA1
1º	Sicoob Credicom R\$ 4.386	Sicoob Credicom R\$ 2.354	Sicoob Credicom 9,3187
2º	Sicoob Aracoop R\$ 1.790	Sicoob Aracoop R\$ 1.424	Sicoob Aracoop 3,5377
3º	Sicoob Agrocredi R\$ 1.537	Sicoob Credipatos R\$ 939	Sicoob Agrocredi 2,3760
4º	Sicoob Credivar R\$ 1.263	Sicoob Coopemata R\$ 885	Sicoob Coopemata 2,1221
5º	Sicoob Credimepi R\$ 1.253	Sicoob Credivar R\$ 842	Sicoob Credipatos 1,8523
6º	Sicoob Credipatos R\$ 1.220	Sicoob Credipontal R\$ 834	Sicoob Credivar 1,8170
7º	Sicoob Coopemata R\$ 1.173	Sicoob Credimepi R\$ 733	Sicoob Credimepi 1,7324
8º	Sicoob Credipontal R\$ 1.104	Sicoob Divicred R\$ 674	Sicoob Credipontal 1,4962
9º	Sicoob Divicred R\$ 1.086	Unicred Integração De Minas R\$ 663	Sicoob Credilivre 1,3165
10º	Sicoob Credivass R\$ 926	Sicoob Credilivre R\$ 659	Sicoob Divicred 1,3155
11º	Sicoob Credilivre R\$ 891	Sicoob Credivass R\$ 619	Sicoob Credigerais 1,3135
12º	Sicoob Copermec R\$ 890	Sicoob Copermec R\$ 589	Sicoob Copermec 1,2824
13º	Unicred Integração De Minas R\$ 889	Sicoob Noroeste De Minas R\$ 582	Sicoob Credivass 1,2697
14º	Sicoob Credicopa R\$ 843	Sicoob Credicopa R\$ 580	Unicred Integração De Minas 1,1811
15º	Sicoob Coopacredi R\$ 773	Sicoob Credigerais R\$ 575	Sicoob Credicopa 1,1216
16º	Sicoob Credigerais R\$ 744	Sicoob Agrocredi R\$ 566	Sicoob Coopacredi 0,9802
17º	Sicoob Noroeste De Minas R\$ 739	Sicoob Coopacredi R\$ 545	Sicoob Noroeste De Minas 0,9369
18º	Sicoob Centro - Oeste R\$ 739	Sicoob Credicaf R\$ 530	Sicoob Credicaf 0,7951
19º	Sicoob União R\$ 716	Sicoob União R\$ 519	Sicoob Credinor 0,7835
20º	Sicoob Credicaf R\$ 692	Sicoob Credisudeste R\$ 472	Sicoob União 0,7198

Fonte: Bacen (2022) e elaborado pelos autores (2022)

Notação: Valores dos Ativos Totais e Operações em Milhões de Reais.



4. Considerações Finais

Elencar as maiores empresas com base em seu faturamento é frequente em diversas organizações. Porém, além do faturamento, é preciso considerar outras variáveis, tais como Capital próprio, Ativos Totais, Resultados, etc. O intuito de criar um *ranking* por meio de índices gerados através de técnica de estatística multivariada, faz-se válido pois permite apresentar os melhores desempenhos das cooperativas de crédito com base em diversas variáveis conjuntamente.

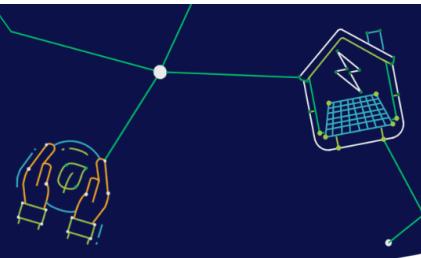
Este trabalho buscou analisar de forma conjunta os principais indicadores contábeis das cooperativas de crédito do Estado de Minas Gerais no ano de 2021, o que no Anuário de Informações Econômicas e Sociais do Cooperativismo Mineiro é feito por meio da análise univariada de cada indicador. Criar um índice geral que contenha todas as variáveis ranqueadas conjuntamente, é interessante para tomada de decisão, pois fornece um panorama das maiores cooperativas considerando toda sua estrutura, ao invés de uma única métrica. Do ponto de vista estatístico, isso significa considerar a estrutura de dependência/correlação entre as variáveis. É evidente, portanto, a relevância da abordagem proposta nesse estudo ao se utilizar as potencialidades da análise estatística guiada por dados para a tomada de decisão no contexto de avaliação das cooperativas de crédito.

O indicador IDG proposto apresentou coerência ao ranquear as cooperativas. As variáveis tiveram alta correlação entre si, de forma que, na análise com a base dados completos, apenas uma componente principal foi capaz de explicar 92,02% da variabilidade total das seis variáveis incluídas no estudo. Isso torna o modelo parcimonioso e eficaz, pois reduz de seis variáveis em apenas uma para auxiliar na tomada de decisão.

A solução para o IDG foi considerada em dois diferentes cenários, considerando a remoção ou não da cooperativa com valores atípicos (muito mais elevados) dentre as 20 maiores cooperativas identificadas. O ranqueamento proposto por meio do IDG foi comparado ao resultado apresentado no Anuário com base nas análises univariadas, bem como as duas diferentes soluções foram comparadas entre si. As principais mudanças no ranqueamento foram destacadas.

Como limitações do estudo, vale ressaltar que a análise foi efetuada a partir de dados monetários de apenas seis indicadores contábeis elencadas do Anuário do Cooperativismo Mineiro visando a redução de variáveis. Dessa forma, outros indicadores patrimoniais e de resultados não foram abordados no desenvolvimento do estudo. Além disso, são englobadas 170 cooperativas singulares de crédito de Minas Gerais no ano de 2021, e as análises estão condicionadas à amostra e ao ano abrangido na pesquisa.

Para futuras pesquisas, sugere-se o incremento de novos indicadores contábeis para desenvolver modelos a partir da aplicação da Análise de Componentes Principais, com inclusão de cooperativas de outros estados e a nível Brasil. Recomenda-se a aplicação do modelo aqui desenvolvido para verificar e



comparar o desempenho de diferentes instituições financeiras, não se limitando apenas ao contexto das cooperativas de crédito.

REFERÊNCIAS

BRESSAN, Valéria Gama Fully *et al.* Uma proposta de indicadores contábeis aplicados às cooperativas de crédito brasileiras. **Revista Contabilidade e Controladoria**, v. 2, n. 3, 2010.

ESCOFIER, B.; PAGÈS, J. **Análisis factorialies simples y multiples: objetivo, métodos y interpretación**. Bilbao. Ed. Universidad del País Vasco, 1992

Frank E Harrell Jr, with contributions from Charles Dupont and many others. (2021). **Hmisc: Harrell Miscellaneous**. R package version 4.5-0. <https://CRAN.R-project.org/package=Hmisc>

Hadley Wickham, Romain François, Lionel Henry and Kirill Müller (2021). **dplyr: A Grammar of Data Manipulation**. R package version 1.0.6. <https://CRAN.R-project.org/package=dplyr>

HAIR, Joseph F. Jr.; ANDERSON, Ralph E.; TATHAN, Ronald L.; BLACK, William C; **Análise Multivariada de dados**. Tradução Adonai Schlup Sant'Anna e Anselmo Chaves Neto. 5. ed. Porto Alegre: Bookman, 2005.

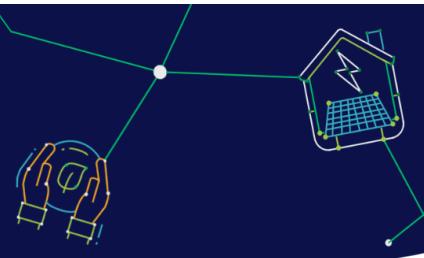
JOHONSON, R.A., WICHERN, D.W. **Applied multivariate statistical analysis**. 3 rd ed. New Jersey: Prentice-Hall, 1992.

MINGOTI, S. A. **Análise de dados através de métodos de estatística multivariada: uma abordagem aplicada**. Belo Horizonte: Editora UFMG, 2005. 295p.

OCB. **Organização das Cooperativas Brasileiras**. Disponível em: <<https://anuario.coop.br/ramos/credito/>> Acesso em: 01 nov. 2022.

OCEMG. **Sindicato e Organização das Cooperativas do Estado de Minas Gerais**. Disponível em: <<https://sistemaocemg.coop.br/wp-content/uploads/2022/06/sistemaocemg.coop.br-ap-anuario-ocemg-2022-web-1.pdf>> Acesso em: 01 nov. 2022

Ossani, P. C., Cirillo, M. A. (2021). **MVar.pt: Análise multivariada**. R package version 2.1.4.



PINHEIRO, Marcos Antonio Henriques. **Cooperativas de crédito: história da evolução normativa no Brasil.** 6 ed. – Brasília: BCB, 2008.

R Core Team (2020). **R: A language and environment for statistical computing.** R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL <https://www.R-project.org/>.

REIS, E. **Estatística multivariada aplicada.** 2. ed. Lisboa: Edições Silabo, 2001. 343 p.

REGAZZI, A.J. **Análise multivariada, notas de aula INF 766**, Departamento de Informática da Universidade Federal de Viçosa, v.2, 2000.

Revelle, W. (2022) **psych: Procedures for Personality and Psychological Research**, Northwestern University, Evanston, Illinois, USA, <https://CRAN.R-project.org/package=psychVersion=2.2.5>

SOARES, Marden Marques; SOBRINHO, Melo; MICROFINANÇAS, A. D. O papel do Banco Central do Brasil e a importância do cooperativismo de crédito. **Brasília: BCB,** 2008.

Taiyun Wei and Viliam Simko (2021). **R package "corrplot": Visualization of a Correlation Matrix (Version 0.89).** Available from <https://github.com/taiyun/corrplot>

VARELLA, Carlos Alberto Alves. **Análise de Componentes Principais.** Departamento de Engenharia da Universidade Federal do Rio de Janeiro. 2008

Word Council of Credit Unions – WOCCU. **Relatório Estatístico.** Disponível em: < <https://www.woccu.org/about/history> >. Acesso em: 01/11/2022