



RICHARDSON COIMBRA BORGES

**DEPENDÊNCIA ESPACIAL DA EFICIÊNCIA
ECONÔMICO-FINANCEIRA: UM ESTUDO EM
COOPERATIVAS DE CRÉDITO DE LIVRE
ADMISSÃO**

LAVRAS - MG

2015

RICHARDSON COIMBRA BORGES

**DEPENDÊNCIA ESPACIAL DA EFICIÊNCIA ECONÔMICO-
FINANCEIRA: UM ESTUDO EM COOPERATIVAS DE CRÉDITO DE
LIVRE ADMISSÃO**

Tese apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Administração, área de concentração em Gestão de Negócios, Economia e Mercados, para a obtenção do título de Doutor.

Orientador

Dr. Francisval de Melo Carvalho

Coorientador

Dr. Gideon Carvalho de Benedicto

LAVRAS - MG

2015

**Ficha catalográfica elaborada pelo Sistema de Geração de Ficha Catalográfica da Biblioteca
Universitária da UFLA, com dados informados pelo(a) próprio(a) autor(a).**

Borges, Richardson Coimbra.

Dependência espacial da eficiência econômico-financeira: Um estudo em cooperativas de crédito de livre admissão / Richardson Coimbra Borges. – Lavras: UFLA, 2015.

193 p.: il.

Tese (doutorado)–Universidade Federal de Lavras, 2015.

Orientador (a): Francisval de Melo Carvalho.

Bibliografia.

1. Cooperativa de Crédito de Livre Admissão. 2. Desempenho Econômico-Financeiro. 3. Análise por Envoltória de Dados (DEA).
4. Geoestatística. I. Universidade Federal de Lavras. II. Título.

RICHARDSON COIMBRA BORGES

**DEPENDÊNCIA ESPACIAL DA EFICIÊNCIA ECONÔMICO-
FINANCEIRA: UM ESTUDO EM COOPERATIVAS DE CRÉDITO DE
LIVRE ADMISSÃO**

Tese apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Administração, área de concentração em Gestão de Negócios, Economia e Mercados, para a obtenção do título de Doutor.

APROVADA em 03 de julho de 2015

Dr. André Luís Ribeiro de Lima	UFLA
Dr. Antônio Carlos dos Santos	UFLA
Dr. Gideon Carvalho de Benedicto	UFLA
Dr. Marcelo Silva de Oliveira	UFLA
Dra. Luciene Resende Gonçalves	UNIFAL
Dr. Adriano Rodrigues	UNILAVRAS

Dr. Francisval de Melo Carvalho
Orientador

**LAVRAS - MG
2015**

AGRADECIMENTOS

Ao Senhor Deus por esta vitória, pois Aquele que começou a boa obra a aperfeiçoará até ao dia de Jesus Cristo;

A minha esposa Carla pela compreensão da ausência. Agradeço aos meus filhos Wellington, Lucas, e Camila.

Aos meus pais, Borges e Eliane, pela educação familiar e formal que me dispensaram. Agradeço a meus irmãos Robson e Renan pelo companheirismo e camaradagem.

Ao meu orientador, prof. Francisval de Melo Carvalho, e ao meu coorientador, prof. Gideon Carvalho de Benedicto, pelos valiosos ensinamentos.

Aos profs. Marcelo Silva de Oliveira, Antônio Carlos dos Santos, Adriano Rodrigues, e Luciene Resende Gonçalves, por terem aceitado o convite para participar da banca examinadora, e pelas valiosas considerações. Agradeço aos prof. André Luis Ribeiro Lima pela suplência ativa.

À Sicoob Central Crediminas, instituição que suportou a pesquisa com a valiosa contribuição do banco de dados. Em especial agradeço ao ex-gerente Sr. Sergio Drummond (*in memoriam*) e à gerente Sra. Fabiana pela presteza, e profissionalismo que sempre me foram prestados.

Aos membros do GEINI e GECAP. Agradeço aos colegas de aulas pelo companheirismo.

À Universidade Federal de Lavras e ao Programa de Pós-Graduação em Administração pela oportunidade concedida para a realização de meu doutoramento.

RESUMO

O presente estudo tem como objetivo geral identificar a estrutura dependência espacial da eficiência econômico-financeira de cooperativas de crédito de livre admissão de Minas Gerais, ligadas à Sicoob Central Crediminas, nos anos de 2012 e 2013. Para a avaliação do objetivo proposto realizou-se um estudo quantitativo, descritivo e exploratório das demonstrações contábeis de uma população de 47 cooperativas de crédito de livre admissão. Foram estabelecidos três objetivos específicos. O primeiro foi caracterizar as cooperativas de crédito quanto a seus indicadores de desempenho econômico-financeiros. Para a caracterização foram calculadas as medidas estatísticas de média, desvio padrão, coeficiente de variação, mínimo, máximo, 1º quartil, mediana, e 3º quartil. O segundo objetivo específico foi aplicar a metodologia DEA na mensuração e comparação da eficiência econômico-financeira das cooperativas de crédito. O modelo DEA utilizado foi o BCC orientado a input para os grupos Solvência e Liquidez, e Rentabilidade e Lucratividade, e CCR orientado a input para o grupo Capital e Risco. No ano de 2012, para o grupo Solvência e Liquidez, 4 DMUs apresentaram 100% de eficiência, e no ano de 2013, 5 DMUs. Para o grupo Capital e Risco, nos anos de 2012 e 2013, a DMU 02 apresentou 100% de eficiência. Para o grupo Rentabilidade e Lucratividade, no ano de 2012, 5 DMUs apresentaram 100% de eficiência, e no ano de 2013 7 DMUs. O terceiro objetivo específico foi mensurar e avaliar a estrutura de dependência espacial da eficiência econômico-financeira das cooperativas de crédito. Nos anos de 2012 e 2013 para os grupos Solvência e Liquidez, e Capital e Risco, o Semivariograma apresentou o fenômeno Efeito Pepita Puro. Nos anos de 2012 e 2013 para o grupo Rentabilidade e Lucratividade o Semivariograma indicou dependência espacial. Os modelos ajustados foram, para o ano de 2012, o Esférico, e, para o ano de 2013, o Gaussiano. Concluiu-se que a medição do grau de dependência espacial, e a extrapolação dos resultados, utilizando-se os scores de eficiência da DEA, é uma alternativa de relevância para o campo de estudos do desempenho econômico-financeiro de cooperativas de crédito.

Palavras-chave: Cooperativa de Crédito de Livre Admissão. Desempenho Econômico-Financeiro. Análise por Envoltória de Dados (DEA). Geoestatística.

ABSTRACT

This study has the general objective to identify the structure of spatial dependence of economic and financial efficiency of free admission credit cooperatives in Minas Gerais, linked to Sicoob Central Crediminas in the years 2012 and 2013. To evaluate the proposed objective was held a quantitative, descriptive study of the financial statements of a population of 47 free admission credit cooperatives. Three specific objectives were established. The first was to characterize the credit unions as to their economic and financial performance indicators. For the characterization were calculated average statistical measures, standard deviation, coefficient of variation, minimum, maximum, 1st quartile, median and 3rd quartile. The second specific objective was to apply the DEA methodology to measure and compare the economic and financial efficiency of credit unions. The DEA model used was the BCC oriented input for the Solvency and Liquidity groups, and Economy, Profitability, and CCR-oriented input to the Capital and Risk group. In 2012, for the Solvency and Liquidity group, 4 DMUs showed 100% efficiency, and in 2013, 5 DMUs. For the Capital and Risk Group in the years 2012 and 2013, the DMU 02 showed 100% efficiency. For Profitability and Profitability group, in 2012, 5 DMUs showed 100% efficiency, and in 2013 7 DMUs. The third specific objective was to measure and evaluate the spatial dependence structure of economic and financial efficiency of credit unions. In the years 2012 and 2013 for Solvency and Liquidity groups, and Capital and Risk, the Semivariogram presented nugget effect Pure phenomenon. In the years 2012 and 2013 for the group and Profitability Profitability Semivariogram indicated the spatial dependence. The models were adjusted for the year 2012, Spherical, and for the year 2013, the Gaussian. It was concluded that the measurement of the spatial dependence, and the extrapolation of results, using the scores of DEA efficiency, is an alternative of relevance to the field of study of the economic and financial performance of credit unions.

Keywords: Credit Union Free Admission, Financial Performance, Data Envelopment Analysis (DEA), Geostatistics.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1	Distribuição geográfica das cooperativas de crédito.....	149
Figura 2	Mapa temático da espacialização dos dados do potencial de eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, no ano de 2012	170
Figura 3	Mapa temático da espacialização dos dados do potencial de eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, no ano de 2012, em 3 classes	1701
Figura 4	Mapa temático da espacialização dos dados do potencial de eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, no ano de 2013	178
Figura 5	Mapa temático da espacialização dos dados do potencial de eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, no ano de 2013, em 3 classes	1789

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1	Exemplo de semivariograma.....	51
Gráfico 2	Efeito pepita puro no semivariograma experimental	51
Gráfico 3	<i>Boxplots</i> para verificação de <i>outliers</i> para o grupo Solvência e Liquidez, no ano de 2012.....	90
Gráfico 4	<i>Boxplots</i> para verificação de <i>outliers</i> para o grupo Solvência e Liquidez, no ano de 2013.....	90
Gráfico 5	<i>Boxplots</i> para verificação de <i>outliers</i> para o grupo Capital e Risco, no ano de 2012.....	92
Gráfico 6	<i>Boxplots</i> para verificação de <i>outliers</i> para o grupo Capital e Risco, no ano de 2013.....	92
Gráfico 7	<i>Boxplots</i> para verificação da presença <i>outliers</i> para o grupo Rentabilidade e Lucratividade, no ano de 2012.....	94
Gráfico 8	<i>Boxplots</i> para verificação de <i>outliers</i> para o grupo Rentabilidade e Lucratividade, para o ano de 2013.....	94
Gráfico 9	<i>Boxplot</i> dos dados de desempenho do grupo Solvência e Liquidez, para o ano de 2012.....	151
Gráfico 10	Diagrama de dispersão para as variáveis de desempenho do grupo Solvência e Liquidez, e longitude, no ano de 2012.....	151
Gráfico 11	Diagrama de dispersão para as variáveis de desempenho do grupo Solvência e Liquidez, e latitude, no ano de 2012.....	152
Gráfico 12	Semivariograma experimental e teórico da eficiência do grupo Solvência e Liquidez, para o ano de 2012.....	153
Gráfico 13	<i>Boxplot</i> dos dados de desempenho do grupo Solvência e Liquidez, para o ano de 2013.....	154
Gráfico 14	Diagrama de dispersão para as variáveis de eficiência do grupo Solvência e Liquidez, e longitude, no ano de 2013.....	155
Gráfico 15	Diagrama de dispersão para as variáveis de desempenho do grupo Solvência e Liquidez, e latitude, no ano de 2013.....	155
Gráfico 16	Semivariograma experimental e teórico da eficiência do grupo Solvência e Liquidez, para o ano de 2013.....	157
Gráfico 17	<i>Boxplot</i> dos dados de eficiência do grupo Capital e Risco, para o ano de 2012.....	158
Gráfico 18	Diagrama de dispersão para as variáveis de eficiência do grupo Capital e Risco, e longitude, para o ano de 2012.....	158
Gráfico 19	Diagrama de dispersão para as variáveis de desempenho do grupo Capital e Risco, e longitude, para o ano de 2012.....	159
Gráfico 20	Semivariograma experimental e teórico da eficiência do grupo Capital e Risco, para o ano de 2012.....	160

Gráfico 21	<i>Boxplot</i> dos dados de eficiência do grupo Capital e Risco, para o ano de 2013	161
Gráfico 22	Diagrama de dispersão para as variáveis de eficiência do grupo Capital e Risco, e longitude, no ano de 2013	162
Gráfico 23	Diagrama de dispersão para as variáveis de desempenho do grupo Capital e Risco, e longitude, para o ano de 2013	162
Gráfico 24	Semivariograma experimental e teórico da eficiência do grupo Capital e Risco, para o ano de 2013	163
Gráfico 25	<i>Boxplot</i> dos dados de eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, para o ano de 2012	165
Gráfico 26	Diagrama de dispersão para as variáveis de eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, e longitude, no ano de 2012	165
Gráfico 27	Diagrama de dispersão para as variáveis de eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, e latitude, no ano de 2012	166
Gráfico 28	Semivariograma experimental e teórico da eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, no ano de 2012, com ajuste ao modelo exponencial	167
Gráfico 29	Semivariograma experimental e teórico da eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, no ano de 2012, com ajuste ao modelo gaussiano	168
Gráfico 30	Semivariograma experimental e teórico da eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, no ano de 2012, com ajuste ao modelo esférico	168
Gráfico 31	Gráfico <i>boxplot</i> dos dados de eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, para o ano de 2013	173
Gráfico 32	Diagrama de dispersão para as variáveis de eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, e longitude, no ano de 2013	173
Gráfico 33	Diagrama de dispersão para as variáveis de eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, e latitude, no ano de 2013	174
Gráfico 34	Semivariograma experimental e teórico da eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, no ano de 2013, com ajuste ao modelo exponencial	175
Gráfico 35	Semivariograma experimental e teórico da eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, no ano de 2013, com ajuste ao modelo gaussiano	176
Gráfico 36	Semivariograma experimental e teórico da eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, no ano de 2013, com ajuste ao modelo esférico	176

LISTA DE QUADROS

Quadro 1	Indicadores para a análise de desempenho econômico-financeiro de instituições creditícias.....	61
Quadro 2	Distribuição de frequências das cooperativas de crédito de livre admissão nas mesorregiões mineiras.....	73
Quadro 3	Medidas descritivas dos indicadores de Solvência e Liquidez, para o ano de 2012.....	74
Quadro 4	Medidas descritivas dos indicadores de Solvência e Liquidez, para o ano de 2013.....	76
Quadro 5	Medidas descritivas dos indicadores de Capital e Risco, para o ano de 2012.....	78
Quadro 6	Medidas descritivas dos indicadores de Capital e Risco, para o ano de 2013.....	80
Quadro 7	Medidas descritivas dos indicadores de Rentabilidade e Lucratividade, para o ano de 2012.....	82
Quadro 8	Medidas descritivas dos indicadores do grupo Rentabilidade e Lucratividade, para o ano de 2013.....	85
Quadro 9	Matriz de correlações das variáveis do grupo Solvência e Liquidez, para o ano de 2012.....	95
Quadro 10	Matriz de correlações das variáveis do grupo Solvência e Liquidez, para o ano de 2013.....	97
Quadro 11	Matriz de correlações das variáveis do grupo Capital e Risco, para o ano de 2012.....	99
Quadro 12	Matriz de correlações das variáveis do grupo Capital e Risco, para o ano de 2013.....	100
Quadro 13	Matriz de correlações das variáveis do grupo Rentabilidade e Lucratividade, para o ano de 2012.....	102
Quadro 14	Matriz de correlações das variáveis do grupo Rentabilidade e Lucratividade, para o ano de 2013.....	105
Quadro 15	Eficiência das DMUs do grupo Solvência e Liquidez, para o ano de 2012.....	110
Quadro 16	Alvos por indicador para as DMUs do grupo Solvência e Liquidez, para o ano de 2012.....	111
Quadro 17	Eficiência das DMUs do grupo Solvência e Liquidez, para o ano de 2013.....	115
Quadro 18	Alvos por indicador para as DMUs do grupo Solvência e Liquidez, para o ano de 2013.....	117
Quadro 19	Variação da eficiência do grupo Solvência e Liquidez, para os dois anos em estudo	120

Quadro 20	Eficiência das DMUs do grupo Capital e Risco, para o ano de 2012	126
Quadro 21	Alvos por indicador para as DMUs do grupo Capital e Risco, para o ano de 2012.....	128
Quadro 22	Eficiência das DMUs do grupo Capital e Risco, para o ano de 2013	131
Quadro 23	Alvos por indicador para as DMUs do grupo Capital e Risco, para o ano de 2013.....	132
Quadro 24	Variação da eficiência do grupo Capital e Risco, para os dois anos em estudo.....	135
Quadro 25	Eficiência das DMUs do grupo Rentabilidade e Lucratividade, para o ano de 2012.....	139
Quadro 26	Alvos por indicador para as DMUs do grupo Rentabilidade e Lucratividade, para o ano de 2012.....	140
Quadro 27	Eficiência das DMUs do grupo Rentabilidade e Lucratividade, para o ano de 2013.....	144
Quadro 28	Alvos por indicador para as DMUs do grupo Rentabilidade e Lucratividade, para o ano de 2013.....	146
Quadro 29	Parâmetros do semivariograma, valores do grau de dependência espacial e parâmetros da validação para os modelos exponencial, gaussiano e esférico, no ano de 2012.....	169
Quadro 30	Parâmetros do semivariograma, valores do grau de dependência espacial e parâmetros da validação para os modelos exponencial, gaussiano e esférico, no ano de 2013.....	177

LISTA DE SIGLAS

OCB	Organização das Cooperativas Brasileiras
DEA	Data Envelopment Analysis (Análise por Envoltória de Dados)
SFN	Sistema Financeiro Nacional
PEARLS	Indicadores proteção, efetiva estrutura financeira, qualidade dos ativos, taxas de retorno e sinais de crescimento
WOCCU	Conselho Mundial de Cooperativismo de Crédito
CAMEL	Indicadores de capital, qualidade dos ativos, qualidade da gestão, resultados e liquidez
DMU	Unidade tomadora de decisão
GD	Grau de dependência espacial
EMR	Erro médio reduzido
DPe	Desvio padrão dos erros reduzidos
CNAI	Cadastro Nacional de Auditores Independentes do Conselho Federal de Contabilidade
CFC	Conselho Federal de Contabilidade
CNAC	Confederação Nacional de Auditoria Cooperativa
ESD	Indicador empréstimos/depósitos
PDE	Participação dos empréstimos
EV	Encaixe voluntário
LI	Liquidez imediata
LEV	Leverage
ICP	Imobilização do capital próprio
IF	Independência financeira
RCD	Relação capital/depositantes
CMC	Custo médio de captação
JP	Juros passivos

EF	Eficiência operacional
RSPL	Retorno sobre o patrimônio líquido
RSIT	Retorno sobre o investimento total
ML	Margem líquida
MF	Margem financeira
LA	Lucratividade dos ativos
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
DP	Desvio padrão
CV	Coefficiente de variação
CDB	Certificado de depósito bancário
RDB	Recibo de depósito bancário
PL	Patrimônio líquido
X_Albers	Projeção cônica albers equivalente à longitude
Y_Albers	Projeção cônica albers equivalente à latitude
ZEE	Zoneamento Ecológico Econômico do estado de Minas Gerais

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	17
1.1	Apresentação do tema e problema de pesquisa	17
1.2	Justificativa.....	20
1.3	Objetivos	21
1.3.1	Objetivo geral.....	21
1.3.2	Objetivos específicos	21
2	REFERENCIAL TEÓRICO.....	22
2.1	Cooperativismo de crédito.....	22
2.2	Análise do desempenho das cooperativas de crédito.....	26
2.3	Análise por envoltória de dados.....	29
2.3.1	Os modelos DEA.....	33
2.3.2	Principais vantagens e limitações da DEA.....	42
2.4	Geoestatística.....	45
2.4.1	Semivariograma	48
2.4.2	Estimador linear espacial: krigagem.....	54
3	METODOLOGIA	59
3.1	Caracterização das unidades sob estudo.....	60
3.2	Coleta e análise de dados	60
4	ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS	72
4.1	Caracterização das cooperativas de crédito de livre admissão	72
4.1.1	Caracterização das cooperativas de crédito de livre admissão quanto aos indicadores de solvência e liquidez.....	74
4.1.2	Caracterização das cooperativas de crédito de livre admissão quanto a seus indicadores de capital e risco	78
4.1.3	Caracterização das cooperativas de crédito de livre admissão quanto a seus indicadores de rentabilidade e lucratividade.....	81
4.2	Eficiência de cooperativas de crédito de livre admissão	88
4.2.1	Análise exploratória para verificação da presença de <i>outliers</i> para os grupos Solvência e Liquidez, Capital e Risco, e Rentabilidade e Lucratividade, para os anos de 2012 e 2013.....	89
4.2.1.1	Análise exploratória dos indicadores do Grupo Solvência e Liquidez.....	89
4.2.1.2	Análise exploratória dos indicadores do grupo capital e risco.....	91
4.2.1.3	Análise exploratória dos indicadores do grupo rentabilidade e lucratividade.....	93
4.2.2	Seleção de variáveis do modelo DEA para os grupos Solvência e Liquidez, Capital e Risco, e Rentabilidade e Lucratividade, para os anos de 2012 e 2013.....	95

4.2.2.1	Seleção de variáveis do modelo DEA para o grupo Solvência e Liquidez, para o ano de 2012	95
4.2.2.2	Seleção de variáveis do modelo DEA para o grupo Solvência e Liquidez, para o ano de 2013	97
4.2.2.3	Seleção de variáveis do modelo DEA para o grupo Capital e Risco, para o ano de 2012	98
4.2.2.4	Seleção de variáveis do modelo DEA para o grupo Capital e Risco, para o ano de 2013	100
4.2.2.5	Seleção de variáveis do modelo DEA para o grupo Rentabilidade e Lucratividade, para o ano de 2012.....	102
4.2.2.6	Seleção de variáveis do modelo DEA para o grupo Rentabilidade e Lucratividade, para o ano de 2013.....	105
4.2.3	Análise de eficiência	108
4.2.3.1	Análise de eficiência para o grupo Solvência e Liquidez, para o ano de 2012	108
4.2.3.2	Análise de eficiência para o grupo Solvência e Liquidez, para o ano de 2013	114
4.2.3.3	Comparação dos resultados de eficiência do grupo Solvência e Liquidez, para os anos de 2012 e 2013.....	119
4.2.3.4	Análise de eficiência para o grupo Capital e Risco, para o ano de 2012.....	125
4.2.3.5	Análise de eficiência para o grupo Capital e Risco, para o ano de 2013.....	130
4.2.3.6	Comparação dos resultados de eficiência do grupo Capital e Risco, para os anos de 2012 e 2013	134
4.2.3.7	Análise de eficiência para o grupo Rentabilidade e Lucratividade, para o ano de 2012	138
4.2.3.8	Análise de eficiência para o grupo Rentabilidade e Lucratividade, para o ano de 2013	142
4.2.3.9	Comparação dos resultados de eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, para os anos de 2012 e 2013.....	148
4.3	Estrutura de dependência espacial das cooperativas de crédito de livre admissão	148
4.3.1	Análise geoestatística dos resultados da análise DEA para os grupos Solvência e Liquidez, Capital e Risco, e Rentabilidade e Lucratividade, nos anos de 2012 e 2013	149
4.3.1.1	Análise exploratória dos resultados de eficiência do grupo Solvência e Liquidez, no ano de 2012	150
4.3.1.2	Análise da dependência espacial da eficiência do grupo Solvência e Liquidez, no ano de 2012	152
4.3.1.3	Análise exploratória dos resultados de eficiência do grupo Solvência e Liquidez, no ano de 2013	154

4.3.1.4	Análise da dependência espacial da eficiência do grupo Solvência e Liquidez, no ano de 2013	156
4.3.1.5	Análise exploratória dos resultados de eficiência do grupo Capital e Risco, no ano de 2012.....	157
4.3.1.6	Análise da dependência espacial da eficiência do grupo Capital e Risco, no ano de 2012.....	159
4.3.1.7	Análise exploratória dos resultados de eficiência do grupo Capital e Risco, no ano de 2013.....	161
4.3.1.8	Análise da dependência espacial da eficiência do grupo Capital e Risco, para o ano de 2013.....	163
4.3.1.9	Análise exploratória dos resultados de eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, no ano de 2012	164
4.3.1.10	Análise da dependência espacial da eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, para o ano de 2012.....	166
4.3.1.11	Análise exploratória dos resultados de eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, no ano de 2013	172
4.3.1.12	Análise da dependência espacial da eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, no ano de 2013	174
5	CONCLUSÃO	181
	REFERÊNCIAS	184

1 INTRODUÇÃO

Esta seção foi construída visando à contextualização e à problematização do assunto tratado neste estudo, bem como à justificativa, aos objetivos e às contribuições da pesquisa.

1.1 Apresentação do tema e problema de pesquisa

Na era da globalização e em face da alta competitividade imposta pelo mercado, que se caracteriza como dinâmico, instável, e evolutivo, a análise de desempenho se torna imprescindível para a sobrevivência das organizações. As informações sobre o desempenho organizacional podem redundar em vantagem competitiva por meio do entendimento adequado do cenário em que a organização está inserida, bem como da flexibilidade na gestão das alterações macroambientais.

O desempenho empresarial se caracteriza por diversas dimensões e entre elas se encontra a dimensão econômico-financeira, imprescindível para a tomada de decisões e o planejamento estratégico (SEGUÍ-MAS; IZQUIERDO, 2009). De fato, a geração da riqueza se revela, necessariamente, por meio da remuneração adequada dos investidores e da sustentabilidade financeira.

Estando a organização sob a forma de cooperativa de crédito, o desempenho deve ser medido de maneira distinta à das instituições de crédito convencionais, haja vista o caráter de sociedade civil em o aspecto operacional principal é a sustentabilidade financeira por meio da prestação adequada de serviços a seus associados.

Segundo a Organização das Cooperativas Brasileiras - OCB (2014), o número de cooperativas de crédito no Brasil tem aumentado de maneira expressiva. Tal fato se deve à intensificação do comércio e ao aperfeiçoamento

dos mercados financeiros por meio dos mecanismos de oferta de crédito, de forma que as transações entre os atores aconteçam de maneira eficiente, eficaz e efetiva.

O mercado de crédito brasileiro é um grande propulsor da economia, gerando emprego e renda, apresentando-se também como estimulador de outros setores. Dessa forma, o papel das cooperativas de crédito de livre admissão no cenário econômico nacional é de grande importância, pois são instituições financeiras que permitem o acesso ao crédito com menores taxas de juros e de maneira facilitada em relação às instituições creditícias tradicionais.

Diante do exposto, a sustentabilidade econômico-financeira das cooperativas de crédito é condição *sine qua non* para a sobrevivência deste modelo organizacional. A forma de monitoramento e o exame do desempenho são de grande importância para a tomada de decisões por parte dos gestores, para validar ações ou corrigir os rumos.

Dentre as metodologias para monitoramento e exame do desempenho econômico-financeiro das organizações, uma das mais utilizadas é a análise das demonstrações financeiras. A composição de indicadores baseados nos relatórios contábeis tem por objetivo propiciar aos gestores informações que conduzam à otimização da tomada de decisões, no que se refere à utilização e à captação de recursos financeiros, e à maximização da rentabilidade e da lucratividade.

Porém, uma das limitações da análise das demonstrações financeiras reside no fato de que o número de indicadores a serem calculados pode crescer de maneira acentuada e nem sempre a utilização de sua totalidade proporciona acréscimo de informação útil. Outra limitação se refere ao fato de que os indicadores são compostos de maneira bidimensional, de forma que a análise deixa de contemplar o aspecto multivariado, tão importante para a mensuração do desempenho.

Uma das metodologias que permitem mitigar as limitações expostas é a análise por envoltória de dados (*data envelopment analysis* - DEA), que busca quantificar a eficiência de unidades produtivas, podendo ser utilizada para medir o desempenho econômico-financeiro das organizações por meio dos indicadores das demonstrações contábeis.

A eficiência econômico-financeira na análise DEA, neste caso, é medida por meio dos resultados de indicadores que, conforme Assaf Neto (2012), podem ser do tipo “quanto maior melhor” e do tipo “quanto menor melhor”.

A DEA cria um modelo multivariado que contempla mais do que duas variáveis, otimizando o resultado da análise e mitigando a subjetividade na interpretação. Porém uma informação importante que o pesquisador e, ou o gestor pode obter em relação à medição da eficiência é se existe dependência espacial da eficiência econômica e financeira das unidades sob análise.

A metodologia DEA foi desenvolvida no intuito de medir a eficiência de unidades tomadoras de decisão levando-se em consideração aspectos multivariados, porém, não responde à pergunta formulada. Em muitos casos, as unidades tomadoras de decisão, a exemplo das cooperativas de crédito de livre admissão, objeto deste estudo, estão situadas em regiões que apresentam desenvolvimento econômico-financeiro bastante heterogêneo, a exemplo do estado de Minas Gerais. Pode-se, em parte, justificar tal heterogeneidade em função da extensão territorial e da concentração populacional e produtiva em determinadas regiões (REIS; SILVEIRA; BRAGA, 2013).

Assim, o conhecimento da ausência ou presença de estrutura de dependência espacial da variável regionalizada é bastante relevante no entendimento dos resultados de eficiência mensurados, explicitando um aspecto importante do desempenho organizacional.

Para a obtenção do conhecimento sobre a avaliação e a estrutura da dependência espacial da variável regionalizada, uma das metodologias mais

utilizadas é a geoestatística, ramo da estatística espacial que trata de variáveis georreferenciadas. O uso conjunto e integrado da DEA e geoestatística pode redundar em informações estratégicas importantes aos tomadores de decisão.

Diante do exposto, a questão de pesquisa deste estudo é a seguinte: Como é a estrutura de dependência espacial da eficiência econômico-financeira de cooperativas de crédito de livre admissão do estado de Minas Gerais?

1.2 Justificativa

A DEA é metodologia adequada para a análise e a avaliação da eficiência e estudos sobre sua utilização na área de gestão econômico-financeira ainda são bastante escassos. Mais escassos ainda são aqueles relacionados à análise da variabilidade espacial da eficiência econômico-financeira medida por meio da DEA em cooperativas de crédito de livre admissão.

Ao atingir o objetivo proposto espera-se contribuir para o aumento da capacidade de análise das demonstrações contábeis utilizadas para a avaliação da eficiência econômico-financeira, permitindo, assim, que critérios menos subjetivos sejam utilizados e que as variáveis mais importantes sejam consideradas.

Concorrentemente ao citado, presume-se que a pesquisa irá contribuir para o desenvolvimento de critérios menos subjetivos relacionados a localização de empresas.

Não obstante, o método de análise desenvolvido neste trabalho pode contribuir no diagnóstico sócio-econômico do Zoneamento Ecológico Econômico do Estado de Minas Gerais (ZEE).

1.3 Objetivos

Os objetivos norteadores desta pesquisa foram elaborados em consonância com a questão de pesquisa.

1.3.1 Objetivo geral

Este trabalho foi realizado com o objetivo geral de identificar a estrutura de dependência espacial da eficiência econômico-financeira de cooperativas de crédito de livre admissão de Minas Gerais ligadas à Cooperativa Central de Crédito de Minas Gerais Ltda. - Sicoob Central Crediminas.

1.3.2 Objetivos específicos

Os objetivos específicos foram estabelecidos como se segue, em correspondência ao problema mencionado:

- a) caracterizar as cooperativas de crédito de livre admissão quanto a seus indicadores de desempenho econômico-financeiros;
- b) mensurar e comparar a eficiência econômico-financeira das cooperativas de crédito de livre admissão de Minas Gerais filiadas à central Sicoob Crediminas;
- c) verificar a estrutura de dependência espacial da eficiência econômico-financeira de cooperativas de crédito de livre admissão de Minas Gerais.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

O referencial teórico contempla os temas cooperativismo de crédito, análise de desempenho, análise por envoltória de dados e geoestatística.

2.1 Cooperativismo de crédito

Com o desenvolvimento das atividades industrial, comercial e de serviços, o crédito passou a ser aspecto fundamental para a operacionalização dos negócios. No contexto de economias em desenvolvimento, a oferta de crédito com taxas de juros subsidiadas é considerada pré-condição para o desenvolvimento econômico. Por meio da oferta de crédito adequado há o estímulo dos investimentos nas organizações, proporcionando fomento dos custeios, modernização das operações e evolução da cadeia de suprimento do negócio.

Dentre as fontes de financiamento das atividades organizacionais, uma das mais importantes é o cooperativismo de crédito, que pode apresentar solução eficiente e eficaz na popularização do crédito. As cooperativas de crédito são instituições que proporcionam a seus associados assistência financeira, captação de recursos, prestação de serviços, concessão de créditos e empréstimos a juros menores do que a média praticada pelo mercado tradicional, tornando o acesso ao crédito mais flexível e rápido, reduzindo as taxas de juros, principalmente de produtos como cheque especial e empréstimos (LIMA, 2011).

A operação creditícia visa suprir financeiramente os atores do sistema da cadeia de suprimentos organizacional não apenas no atendimento às suas necessidades econômicas, mas, e também, na provisão de capital de giro adequado à operacionalização das atividades.

Vários países em desenvolvimento encontraram no sistema de cooperativismo de crédito a mitigação do problema da falta de acesso ao crédito em bancos convencionais, estimulando, assim, suas economias (DONG; FEATHERSTONE, 2006).

Pinheiro (2008) afirma que as organizações cooperativas são sociedades de pessoas que, por meio de forma e natureza jurídicas próprias, são constituídas para prestar serviços a seus associados, cujo regime jurídico é instituído pela Lei nº 5.764 de 16 de dezembro de 1971 (BRASIL, 1971).

Analisando-se a definição apresentada pode-se depreender o motivo do crescimento deste tipo de organização no Brasil. Neste sentido, associados são, ao mesmo tempo, clientes e sócios, e, em alguns casos, também funcionários, assumindo cargos de direção e chefia. Estes fatores levam a um estreitamento das relações, maior acesso a informações e maior uniformização de objetivos.

Segundo Kai (2013), o modelo tradicional de instituições creditícias apresenta maiores riscos em função dos custos de transação, principalmente da assimetria de informação, fatores estes que tendem a ser mitigados nas cooperativas de crédito em função de estreita relação com os cooperados, que não são apenas clientes, como no caso dos bancos.

De acordo com Onate e Lima (2012), as cooperativas de crédito são organizadas com objetivo de, por meio de ajuda mútua, atenderem às necessidades de crédito de seus associados e prestar-lhes serviços do tipo bancário.

Os serviços prestados pelas cooperativas de crédito aos seus membros cooperados são bastante similares àqueles ofertados por instituições bancárias, podendo-se citar operações por meio de cartões de crédito, contas correntes, fundos de investimentos, seguros, aplicações e diversas modalidades de empréstimos, entre outros (VILELA; NAGANO; MERLO, 2007). Porém, o risco da operação creditícia das cooperativas de crédito é semelhante àquele nos

quais incorrem as instituições tradicionais e tal fato acentua a importância da gestão apropriada destas instituições e da adequada análise de desempenho.

De acordo com Ojiambo (2012), o risco de crédito tem sido uma preocupação para todas as modalidades de instituições financeiras envolvidas na concessão de crédito, porque o risco de inadimplência de clientes pode comprometer as atividades da instituição mutuante.

Na estrutura do Sistema Financeiro Nacional (SFN), as cooperativas de crédito são classificadas como instituições financeiras que realizam captação de depósito à vista, sendo normatizadas pelo Conselho Monetário Nacional (CMN) e supervisionadas pelo Banco Central do Brasil (BRESSAN et al., 2011).

Estas organizações desempenham um papel relevante junto aos cooperados, não apenas por meio da disponibilização do crédito, mas também pelas características inerentes desse financiamento, pois praticam melhores taxas de juros e prazos do que as outras instituições privadas.

Barroso e Bialoskorski Neto (2011) asseveram que, ao se comparar as taxas de juros médias praticadas por distintas modalidades de instituições financeiras em três modelos de crédito pessoal – quais sejam crédito direto ao consumidor, cheque especial e cartão de crédito –, nota-se que, em média, as cooperativas de crédito trabalham com valores menores, o que beneficia diretamente os cooperados.

Emmons e Schimid (2002) destacam, ainda, que as cooperativas de crédito alocam benefícios a seus cooperados por praticarem menores taxas de juros nas operações de crédito, no financiamento das atividades rurais, e maior taxa de retorno aos depósitos.

A operação creditícia, por meio do financiamento das atividades operacionais e de desenvolvimento das organizações, conduz, dependendo do tipo de investimento realizado, ao estímulo da produção ou aumento da produtividade e, conseqüentemente, a circulação dos *outputs*, gerando

arrecadação de impostos ao Estado, elevando investimentos nos diversos setores e otimizando o estado de bem-estar da sociedade.

Ressalta-se, ainda, que caso o resultado proveniente da demonstração de sobras e perdas seja positivo, haverá a distribuição destas sobras, de forma que os associados contam com mais uma fonte de financiamento de suas atividades.

Porém, conforme Silva e Holz (2008) há vários fatores negativos intrínsecos ao sistema de cooperativismo de crédito que conduzem o modelo ao descrédito e ao fracasso. Alguns dos fatores negativos destacados pelos autores são:

- a) flutuação permanente de sócios que conduz à flutuação do capital;
- b) frágil estrutura de formação de capital, haja vista o fato de que cada associado detém apenas um voto, mesmo possuindo mais de uma quota-parte;
- c) os processos de controle e fiscalização das cooperativas ainda são deficientes e, em muitos casos, antiquados;
- d) nível inadequado de preparo e formação dos gestores das cooperativas. Em muitos dos casos, os gestores não estão preparados para gerir a organização adequadamente, de forma a não ter o conhecimento necessário para a tomada de decisões;
- e) a situação financeira da cooperativa pode se apresentar deficiente, em função dos baixos investimentos de capital por parte de seus associados. A cooperativa somente terá recursos para investir se seus associados investirem nela sob a forma de capital social que apresenta lastro financeiro.

Diante do exposto, faz-se mister mitigar os aspectos negativos do cooperativismo de crédito e um dos meios para a consecução deste objetivo é prover tais organizações com instrumentos adequados para a gestão.

2.2 Análise do desempenho das cooperativas de crédito

A moderna gestão das organizações tem como característica fundamental a criação de modelos gerenciais que possibilitem a análise do desempenho da empresa, pois, em mercados globalizados e altamente competitivos, como os atuais, tais modelos são indispensáveis.

O modelo deve ser parcimonioso, isto é, aquele que explica a maior quantidade de variância a partir do menor número possível de variáveis, de forma que conduzam a resultados consistentes e produzam informações que resultem no atingimento das metas estabelecidas nos planos estratégicos (PUENTE-PALACIOS; LAROS, 2009).

Uma das metodologias mais importantes na análise do desempenho econômico-financeiro das organizações é a análise das demonstrações financeiras por meio da criação de indicadores.

Utilizando-se indicadores bidimensionais, a análise resulta em números-índices que relacionam duas contas do balanço patrimonial e, ou da demonstração do resultado do exercício (HERRERA; GOMEZ; GRANADILLO, 2012).

A análise de balanços por meio da criação de indicadores facilita o processo de tomada de decisões de investimento, financiamento e operacionais, uma vez que fornece informações sobre a eficiência das operações da empresa e sua situação econômico-financeira (NAVA, 2009).

Dessa forma, analisando-se os indicadores financeiros das empresas temporalmente, ou seja, analisando-se os resultados de modo individual e ao longo do tempo, ou comparando-os com aqueles provenientes das melhores empresas do setor, pode-se otimizar a tomada de decisões.

Conforme Matarazzo (2010), a análise de balanços é instrumento complementar para a tomada de decisões por parte dos gestores organizacionais,

pois o estudo individual dos balanços das organizações fornece subsídios úteis e informações fundamentais para a formulação estratégica da empresa por meio da comparação com seus balanços orçados.

A avaliação intrínseca de um indicador extraído na análise pode conduzir à qualificação financeira e econômica da organização, quantificando o desempenho com base no comportamento do indicador (quanto maior melhor, quanto menor melhor, ou o ponto ótimo em torno de um parâmetro).

Ainda conforme Matarazzo (2010), após a avaliação individual de cada indicador, pode-se efetuar uma avaliação conjunta dos indicadores, analisando suas relações de modo a gerar um quadro global de desempenho da empresa e de sua administração.

Conforme Bressan et al. (2011), o desempenho das cooperativas também pode ser medido por meio do sistema PEARLS, acrônimo para o grupo de indicadores *Protection* (proteção), *Effective financial structure* (efetiva estrutura financeira), *Assets quality* (qualidade dos ativos), *Rates of return and costs* (taxas de retorno e custos), *Liquidity* (liquidez) e *Signs of growth* (sinais de crescimento), desenvolvido pelo *World Council of Credit Unions* (WOCCU) a partir de uma adaptação da metodologia CAMEL, acrônimo para *Capital* (capital), *Assets* (ativos), *Management* (gestão), *Earnings* (rentabilidade), *Liquidity* (liquidez) e *Sensitivity to price risks* (sensibilidade ao risco dos preços), para ambientes de cooperativas de crédito.

Porém, conforme a autora, o sistema PEARLS ainda é pouco utilizado no Brasil, e necessita de informações que não estão disponíveis apenas nas demonstrações contábeis, de forma que, neste trabalho, optou-se por construir os indicadores tendo por referência aqueles propostos por Assaf Neto (2012) para bancos comerciais e múltiplos. Este autor apresenta indicadores a serem calculados para a análise de desempenho de instituições creditícias que são classificados em três grandes grupos, a saber: (i) solvência e liquidez; (ii) capital

e risco e (iii) rentabilidade e lucratividade. A seguir são apresentadas as definições de cada grupo, segundo o autor citado.

O grupo Solvência e Liquidez evidencia os recursos financeiros de uma organização oferecidos ao risco de sua atividade. A liquidez das instituições financeiras reflete a competência em atender às demandas por recursos de caixa, de forma a cobrir os passivos financeiros.

O grupo Capital e Risco é estruturado por indicadores que avaliam o volume de capital próprio da instituição ou o mínimo de capital que deve ser conservado pela organização. Apesar da importância da estrutura de capital e risco, o autor menciona que é preciso levar em consideração o fato de que tais indicadores não avaliam o risco operacional, ou o risco dos ativos.

O grupo de Rentabilidade e Lucratividade é estruturado por indicadores que avaliam a maximização da riqueza da organização pelo estabelecimento de uma adequada relação risco-retorno. Em instituições de crédito, a rentabilidade e a lucratividade estão associadas ao *spread*, que é a diferença entre o custo de captação e as taxas de empréstimo (MUJERI; YOUNUS, 2009), de modo que os recursos captados são os insumos do processo. A negociação de tais matérias-primas ocorre sob a forma de créditos, empréstimos concedidos e investimentos, fatores estes determinantes para o retorno adequado.

Dessa forma, analisando-se os indicadores financeiros das empresas, temporalmente ou comparando-os com aqueles provenientes das melhores empresas do setor no mercado, pode-se padronizar ou melhorar as ações ajustando-se os sistemas de gestão.

A metodologia, porém, apresenta algumas limitações, como o número elevado de indicadores que podem ser calculados e o caráter bidimensional da análise, pois cada indicador é composto por apenas duas contas, ou dois grupos de contas, das demonstrações financeiras (VILELA; NAGANO; MERLO, 2007).

Outro problema também reside no fato de que a informação resultante não é padronizada, no sentido de que dois analistas diferentes podem ter interpretações diferentes sobre o mesmo indicador. Desse modo, o fator subjetividade acaba por influenciar a análise acima do desejado.

Uma metodologia que auxilia os gestores a mitigarem os problemas relatados é a análise por envoltória de dados (*data envelopment analysis* - DEA), desenvolvida com o propósito de medir a eficiência na utilização de recursos e, ou na produção de produtos. A DEA cria um modelo multivariado que contempla mais do que duas variáveis, otimizando os resultados das análises, bem como promovendo o ranqueamento das unidades sob estudo, o que reduz a subjetividade dos analistas no momento da análise dos resultados.

2.3 Análise por envoltória de dados

A análise de eficiência e, conseqüentemente, da performance de uma organização por meio da metodologia de análise por envoltória de dados (*data envelopment analysis* – DEA) foi desenvolvida na tese de doutorado de Edward Rhodes, sob a orientação de W. W. Cooper e publicada em 1978. O objetivo geral era o desenvolvimento de um método para comparar a eficiência de escolas públicas americanas, considerando uma série de insumos (*inputs*) e recursos (*outputs*) gerados por uma unidade de análise, no caso em voga uma escola (CHARNES; COOPER, 1984; FARIA; JANNUZZI; SILVA, 2008; SEIFORD, 1996).

Edward Rhodes comparou os resultados obtidos por um programa desenvolvido pelo governo federal norte-americano para acompanhamento de discentes carentes de escolas públicas daquele país. O foco do estudo era comparar o desempenho de discentes que participavam do programa com o resultado de discentes que não participavam do programa (KASSAI, 2002).

A despeito da utilização inicial no setor educacional, seu emprego vem sendo generalizado para as mais diversas áreas do conhecimento, tais como economia, finanças, contabilidade e administração pública, dentre outras. Conforme Banker e Natarajan (2008), a DEA é amplamente utilizada em muitas disciplinas de gestão para analisar a eficiência das organizações.

A análise por envoltória de dados utiliza o método de programação linear matemática, tendo como ponto de partida a medida de eficiência técnica proposta por Farrell (1957) para aquelas análises que utilizam apenas um único *input* e um único *output*. Com o desenvolvimento da metodologia, a DEA passou a desenvolver modelos que se valem de múltiplos casos de *inputs* e *outputs*, de modo a gerar um único *output* virtual e um único *input* virtual (BANKER; CHARNES; COOPER, 1984).

O modelo desenvolvido toma emprestado da engenharia os conceitos de medição da eficiência produtiva, ou técnica, por meio do índice *output/input*, em que o *output* é o resultado alcançado por meio da utilização dos recursos. Como exemplo podem-se citar número de peças produzidas, número de atendimentos efetuados e lucro, dentre outros. O *input* é o recurso o qual a organização demanda e dispõe, e como exemplos podem-se citar matéria-prima, máquinas, dinheiro e funcionários, dentre outros (AVKIRAN, 2001; GILLEN; LALL, 1997; MELLO et al., 2003).

O artigo seminal de Charnes, Cooper e Rhodes (1979), demonstrou como transformar a medida de eficiência linear fracionária, técnica utilizada à época para análises de eficiência e que demandava elaborado instrumental matemático, em um modelo de programação linear matemática, método mais simples de manipulação, o que auxiliou na difusão da DEA (ADLER; FRIEDMAN; SINUANY-STERN, 2002).

Como resultado, as unidades tomadoras de decisão, ou *Decision Making Units* (DMUs), que são instituições produtoras de tarefas similares e que podem

ser empresas individuais, grupos empresariais, departamentos, divisões ou unidades administrativas, podem ser avaliadas em função da gestão de seus *inputs* e *outputs*, mesmo que sua função de produção fosse desconhecida (MACEDO; SANTOS; SILVA, 2006).

Conforme Kassai (2002), para que a análise DEA possa ser utilizada, as DMUs devem atender aos seguintes pré-requisitos:

- a) elas devem ser comparáveis, ou seja, exibir a mesma estrutura de sistema;
- b) elas devem atuar sob condições semelhantes;
- c) os *inputs* e *outputs* dos sistemas devem ser iguais para cada DMU, de modo a diferir somente no que tange à magnitude ou à intensidade.

Dessa forma, as DMUs que têm várias entradas e saídas incomensuráveis, ou seja, sem medida comum com outras grandezas, podem ser avaliadas por uma medida de grandeza de eficiência que pode ser definida como a soma ponderada dos *outputs* dividida pela soma ponderada dos *inputs* (BOUSSOFIANE; DYSON; THANASSOULIS, 1991).

Segundo Charnes e Cooper (1984), a máxima eficiência, ou 100% da eficiência, é alcançada por qualquer unidade tomadora de decisão, DMU, somente quando:

- a) nenhum dos *outputs* da DMU pode ser incrementado:
 - i. sem o aumento de um ou mais de seus *inputs*;
 - ii. a redução de um ou mais de seus outros *outputs*.
- b) nenhum dos *inputs* da DMU pode ser decrementado sem:
 - i. a redução de um ou mais de seus *outputs*;
 - ii. o aumento de um ou mais de seus outros *inputs*.

Desde que o artigo seminal de Charnes, Cooper e Rhodes (1979) foi publicado, uma série de modelos de análise por envoltória de dados foi desenvolvida, bem como inúmeros estudos utilizando a metodologia nos mais variados tipos de organizações. Cada um dos modelos visa determinar uma superfície envoltória ou fronteira eficiente, composta por aquelas DMUs de alto desempenho, sendo as demais (com menor eficiência) alocadas fora da fronteira de eficiência (ALI; LERME; SEIFORD, 1995; BANKER et al., 2004).

As DMUs que estão posicionadas na superfície envoltória são consideradas como eficientes e apresentam melhor desempenho na utilização de recursos e, ou na produção dos resultados do processo do que as DMUs que não estão alocadas sob a superfície envoltória, denominadas ineficientes.

A análise DEA apresenta, ainda, uma medida de eficiência relativa, de forma que é possível avaliar as diferenças entre os valores de eficiência daquelas DMUs eficientes para as ineficientes, de forma a orientar os gestores das organizações na tomada de decisões que redundem na alocação de determinada DMU na fronteira de eficiência (ALI; LERME; SEIFORD, 1995; BANKER, 1993).

Conforme Yunos e Hawdon (1997), para cada DMU a DEA utiliza programação linear para calcular indicadores de eficiência que cotejam o desempenho atual com o ajuste convexo mais eficiente das outras unidades. Dessa forma, o índice atribui valor 1 (um) (ou 100%) para as DMUs mais eficientes e menor do que 1 (um) (ou menor que 100%) para aquelas ineficientes.

Assim, a DEA é uma metodologia que permite que os gestores estimem a quantidade de ineficiência de cada DMU, bem como onde esta ineficiência está alocada, seja no consumo dos recursos com a utilização inadequada dos *inputs*, seja na falta de otimização de seus resultados ou *outputs* (CHARNES; COOPER, 1984).

Kao e Hwang (2008) enfatizam que a DEA deve ser aplicada para medir a eficiência relativa de um conjunto de DMUs que empregam os mesmos tipos de *inputs* para a produção dos mesmos tipos de *outputs*. Ou seja, os resultados sobre a eficiência na conversão de entradas em saídas obtidos são relativos à performance de uma unidade tomadora de decisão, quando comparada à outra.

2.3.1 Os modelos DEA

Vinte e cinco anos após o trabalho seminal de Farrell (1957), os pesquisadores Charnes, Cooper e Rhodes (1979) responderam à necessidade de um procedimento satisfatório para avaliar a eficiência relativa de DMUs que apresentam múltiplas entradas (múltiplos *inputs*) e múltiplas saídas (múltiplos *outputs*), introduzindo o método de análise que hoje é conhecido como análise por envoltória de dados ou DEA (COOK; SEIFORD, 2009).

A formulação original dos autores foi o desenvolvimento de uma metodologia que pudesse analisar um conjunto de DMUs comparáveis e identificar aquelas que seriam os *benchmarks*, ou seja, aquelas que apresentaram maior produtividade do conjunto por apresentarem os melhores resultados na gestão de seus *inputs* e *outputs*, de modo a formarem uma fronteira eficiente. Além disso, a metodologia permite quantificar a medida de ineficiência daquelas unidades que não estão alocadas na fronteira envoltória e identificar os pontos de referência contra as quais as unidades podem ser comparadas (COOK; SEIFORD, 2009).

Segundo Kassai (2002), a DEA pode ser entendida como um conjunto de conceitos e metodologias incorporados a uma coletânea de modelos que permitem as mais diversas interpretações.

Dentre os modelos mais utilizados pela DEA destacam-se os descritos a seguir.

1. O modelo CCR (CHARNES; COOPER; RHODES, 1979) – o nome é uma homenagem a seus idealizadores, Abraham Charnes, William Cooper e Edward Rhodes. O modelo foi desenvolvido para tratar de retornos constantes de escala, de tal forma que mensura os escores de eficiência técnica relativa por meio da soma ponderada dos *outputs* em relação à soma ponderada dos *inputs*.

O modelo formulado com orientação ao insumo é o seguinte (CERETTA; NIEDERAUER, 2001; DYSON; THANASSOULIS, 1988):

“Considere N empresas, cada uma produzindo m diferentes quantidades de *outputs* y pela utilização de n diferentes quantidades de *inputs* x . Nesse contexto, uma empresa qualquer k que produz y_{rk} quantidades de *outputs* a partir da utilização de x_{ik} quantidades de *inputs*. O objetivo é encontrar o máximo indicador de eficiência h_k , em que u_r é o peso específico a ser encontrado para um *output* r e v_i o peso específico de cada *input* i . O indicador de eficiência da empresa k é obtido pela soma ponderada dos *outputs* e a soma ponderada dos *inputs*”.

$$\text{Maximizar } h_k = \frac{\sum_{r=1}^m u_r y_{rk}}{\sum_{i=1}^n v_i x_{ik}} \quad (1)$$

Sujeito às restrições:

$$\frac{\sum_{r=1}^m u_r y_{rk}}{\sum_{i=1}^n v_i x_{ik}} \leq 1 \quad (1a)$$

$$u_r, v_i \geq \varepsilon;$$

em que y = produtos; x = insumos; u, v = pesos; $r = 1, \dots, m$; $i = 1, \dots, n$; $k = 1, \dots, N$; ε^1 = número não arquimediano.

A solução desse problema de programação linear matemática redundante na resolução do valor desconhecido das variáveis de restrição u_r, v_i , que podem ser controladas pelo tomador de decisão. A solução é encontrada testando-se diversos valores para estas variáveis.

Este modelo original (1) pertence a uma classe de programação não linear denominada de programação fracionária e, por consequência, apresenta maior complexidade de resolução, pois não pode ser resolvido por programação linear (COLIN, 2007).

Com a finalidade de linearizar o modelo, considera-se, como restrição adicional, que o denominador da divisão é igual à unidade. O modelo é formulado da seguinte maneira:

$$\text{Maximizar } h_k = \sum_{r=1}^m u_r y_{rk} \quad (2)$$

Sujeito às restrições:

$$\sum_{r=1}^m u_r y_{rk} - \sum_{i=1}^n v_i x_{ik} \leq 0 \quad (2a)$$

$$\sum_{i=1}^n v_i x_{ik} = 1 \quad (2b)$$

$$u_r, v_i \geq \varepsilon;$$

em que y = produtos; x = insumos; u, v = pesos; $r = 1, \dots, m$; $i = 1, \dots, n$; $k = 1, \dots, N$; ε = número não arquimediano.

¹ Número infinitesimal.

Utilizando programação linear, o modelo orientado a insumo busca mitigar o consumo de *inputs* de forma a manter inalterado pelo menos o nível de *output* considerado. Este modelo, que busca a minimização do consumo de insumos, é denominado modelo CCR orientado aos insumos.

Conforme Kassai (2002), a restrição (2a) é entendida como sendo o resultado das atividades da organização, haja vista o fato de que é a subtração do somatório das quantidades produzidas ponderadas pelos pesos dos produtos ($\sum_{r=1}^s u_r y_{rk}$) pelo somatório das quantidades consumidas ponderadas pelos pesos dos insumos ($\sum_{i=1}^s v_i x_{ik}$), estando, dessa forma, limitado a zero.

Conforme Peña (2008), o gestor pode estar interessado em conhecer o nível de produção a ser alcançado dado o nível de *inputs* disponível e, neste caso, utiliza-se o modelo CCR orientado a produto que apresenta a seguinte formulação:

$$\text{Minimizar } h_k = \sum_{i=1}^n v_i x_{ik} \quad (3)$$

Sujeito às restrições:

$$\sum_{r=1}^m u_r y_{rk} - \sum_{i=1}^n v_i x_{ik} \leq 0 \quad (3a)$$

$$\sum_{r=1}^m u_r y_{rk} = 1 \quad (3b)$$

$$u_r, v_i \geq \varepsilon$$

em que y = produtos; x = insumos; u, v = pesos; $r = 1, \dots, m$; $i = 1, \dots, n$; $k = 1, \dots, N$; ε = número não arquimediano.

Por meio da programação linear, o modelo orientado a produto busca maximizar a produção de *outputs*, de forma a manter inalterado pelo menos o nível de *input* considerado. Este modelo, que busca a maximização do produto, é denominado modelo CCR orientado aos produtos.

Tanto no caso do modelo CCR orientado a insumo quanto a produto a pressuposição é a de que as DMUs são operacionalizadas com retornos constantes de escala.

2. O modelo BCC (BANKER; CHARNES; COOPER, 1984) – o nome é homenagem a seus idealizadores, Rajiv Banker, Abraham Charnes e William Cooper. O modelo foi desenvolvido para tratar de retornos variáveis de escala, substituindo o paradigma da proporcionalidade entre *inputs* e *outputs* pelo paradigma da convexidade. Ao se determinar que a fronteira de possibilidades de produção seja convexa (FERREIRA, 2012).

O modelo formulado com orientação ao insumo é o seguinte (MARIANO, 2008):

$$\text{Maximizar } \sum_{r=1}^m u_r y_{rk} + u_k \quad (4)$$

Sujeito às restrições:

$$\sum_{r=1}^m u_r y_{rk} + u_k - \sum_{i=1}^n v_i x_{ik} \leq 0 \quad (4a)$$

$$\sum_{i=1}^n v_i x_{ik} = 1 \quad (4b)$$

$u_r, v_i \geq \varepsilon$; u_k livre de sinal.

em que y = produtos; x = insumos; u, v = pesos; $r = 1, \dots, m$; $i = 1, \dots, n$;

$k = 1, \dots, N$; $\varepsilon =$ número não arquimediano.

O modelo formulado difere do anterior (Modelo CCR), em função da variável de decisão u_k (fator de escala) introduzida na função objetivo para representar os retornos variáveis de escala. A variável de decisão u_k é livre de sinal, ou seja, pode assumir valores positivos, negativos ou zero.

Quando u_k é negativo, indica retornos crescentes de escala; quando positivo, indica retornos decrescentes de escala e, caso seja nulo, retornos constantes de escala (PEÑA, 2008).

O modelo formulado com orientação ao produto é o seguinte (KASSAI, 2002):

$$\text{Minimizar } \sum_{i=1}^n v_i x_{ik} + v_k \quad (5)$$

Sujeito às restrições:

$$\sum_{r=1}^m u_r y_{rk} - v_k - \sum_{i=1}^n v_i x_{ik} \leq 0 \quad (5a)$$

$$\sum_{r=1}^m u_r y_{rk} = 1 \quad (5b)$$

$u_r, v_i \geq \varepsilon$; v_k livre de sinal.

em que $y =$ produtos; $x =$ insumos; $u, v =$ pesos; $r = 1, \dots, m$; $i = 1, \dots, n$;

$k = 1, \dots, N$; $\varepsilon =$ número não arquimediano.

Novamente, a variável de decisão v_k (fator de escala) foi introduzida na função objetivo para representar os retornos variáveis de escala. A variável de

decisão v_k é livre de sinal, ou seja, pode assumir valores positivos, negativos ou zero.

Quando v_k é negativo indica retornos crescentes de escala; quando positivo, indica retornos decrescentes de escala e, caso seja nulo, retornos constantes de escala (PEÑA, 2008).

O uso do modelo BCC para análise de dados pressupõe a possibilidade de retornos variáveis de escala, admitindo que a função de produção varie em função da escala de produção.

Conforme Wanke e Affonso (2011), a ineficiência de escala está fundamentada no incremento ou na redução dos retornos de escala, de forma que pode ser determinada verificando-se a soma dos pesos conforme a especificação do modelo. Se o somatório dos pesos for igual à unidade há a prevalência de retornos constantes de escala e, caso contrário, há a prevalência de retornos crescentes ou decrescentes de escala.

Os modelos citados até o momento são conhecidos como modelos de multiplicadores e apresentam características mais interessantes para a análise e a resolução de problemas quando na sua forma dual, mais conhecida como modelo de envelope, e que têm como interpretação geométrica uma fronteira de envelopamento formada pelas DMUs que apresentam eficiência. As DMUs que são ineficientes estão localizadas no interior da fronteira envoltória (LOVELL; PASTOR, 1999).

Nos modelos primais, como apresentado em (2), (3), (4) e (5), a eficiência de cada uma das unidades tomadoras de decisão deve ser medida de maneira distinta, o que gera um grande número de iterações e restrições.

O modelo transformado de primais em duais apresenta os *inputs* e *outputs* como restrições, de forma a minimizar os cálculos quando da análise de muitas DMUs, pois, invariavelmente, o número de entradas e saídas deve ser menor do que o número de unidades tomadoras de decisão (FERREIRA, 2012).

Ainda segundo o mesmo autor, nos modelos duais a função objetivo se apresenta como a eficiência que deve ser multiplicada por todas as entradas e saídas, de maneira que a DMU repouse sobre a fronteira envoltória.

Os modelos duais ou de envelope do modelo CCR, conforme Mariano (2008), respectivamente orientados a insumo e a produto, são:

$$\text{Min } \theta \quad (6)$$

Sujeito às restrições:

$$\sum_{k=1}^N x_{ik} \lambda_k \leq \theta x_{i0} \quad (6a)$$

$$\sum_{k=1}^N y_{rk} \lambda_k \geq y_{r0} \quad (6b)$$

$$\lambda_k ; \theta \geq 0 \quad \forall k$$

em que θ = eficiência; x_{i0} = *input* i da DMU k sob análise; x_{ik} = *input* i da DMU k ; y_{r0} = *output* r da DMU k sob análise; y_{rk} = *output* r da DMU k ; λ_k = participação da DMU k na meta da DMU em análise; $r = 1, \dots, m$; $i = 1, \dots, n$; $k = 1, \dots, N$.

$$\text{Max } \eta \quad (7)$$

Sujeito às restrições:

$$\sum_{k=1}^N x_{ik} \lambda_k \leq x_{i0} \quad (7a)$$

$$\sum_{k=1}^N y_{rk} \lambda_k \geq \eta y_{r0} \quad (7b)$$

$$\lambda_k \geq 0 \quad \forall k$$

em que η = inverso da eficiência; x_{i0} = *input* i da DMU k sob análise; x_{ik} = *input* i da DMU k ; y_{r0} = *output* r da DMU K sob análise; y_{rk} = *output* r da DMU k ; λ_k = participação da DMU k na meta da DMU em análise; $r = 1, \dots, m$; $i = 1, \dots, n$; $k = 1, \dots, N$.

Os modelos duais ou de envelope do modelo BCC orientados, respectivamente, a insumo e produto são:

$$\text{Min } \theta \quad (8)$$

Sujeito às restrições:

$$\sum_{k=1}^N x_{ik} \lambda_k \leq \theta x_{i0} \quad (8a)$$

$$\sum_{k=1}^N y_{rk} \lambda_k \geq y_{r0} \quad (8b)$$

$$\sum_{k=1}^N \lambda_k = 1$$

$$\lambda_k \geq 0 \quad \forall k$$

em que θ = eficiência; x_{i0} = *input* i da DMU k sob análise; x_{ik} = *input* i da DMU k ; y_{r0} = *output* r da DMU k sob análise; y_{rk} = *output* r da DMU k ; λ_k = participação da DMU k na meta da DMU em análise; $r = 1, \dots, m$; $i = 1, \dots, n$; $k = 1, \dots, N$.

$$\text{Max } \eta \quad (9)$$

Sujeito às restrições:

$$\sum_{k=1}^N x_{ik} \lambda_k \leq x_{i0} \quad (9b)$$

$$\sum_{k=1}^N y_{rk} \lambda_k \geq \eta y_{r0} \quad (9a)$$

$$\sum_{k=1}^N \lambda_k = 1$$

$$\lambda_k \geq 0 \quad \forall k$$

em que η = inverso da eficiência; x_{i0} = *input* i da DMU k sob análise; x_{ik} = *input* i da DMU k ; y_{r0} = *output* r da DMU K sob análise; y_{rk} = *output* r da DMU k ; λ_k = participação da DMU k na meta da DMU em análise; $r = 1, \dots, m$; $i = 1, \dots, n$; $k = 1, \dots, N$.

2.3.2 Principais vantagens e limitações da DEA

As principais vantagens da aplicação da DEA, conforme Fontes (2006), são:

- a) nos modelos DEA podem ser inseridas múltiplas entradas e saídas para o cálculo da eficiência das unidades sob análise. A necessidade informacional é sobre o conhecimento da mensuração das quantidades de entradas e saídas utilizadas em cada DMU, sem a necessidade do reconhecimento dos pesos. Esta propriedade é muito

interessante para a análise do desempenho de entidades sem fins lucrativos, como, por exemplo, as instituições governamentais, especialmente aquelas que fornecem serviços sociais, em que é difícil ou impossível atribuir pesos a muitos dos *inputs* e/ou dos *outputs*;

- b) nos modelos DEA a fronteira eficiente é uma envoltória das DMUs sob análise e, dessa forma, não há a necessidade de se assumir hipóteses sobre a função de produção;
- c) a análise DEA identifica as unidades consideradas *benchmarks* que servem como referência para as DMUs que não apresentaram um desempenho eficiente. Esta análise fornece um parâmetro de comparação para que os gestores das unidades ineficientes saibam onde podem ser implementadas melhorias para que suas instituições possam se situar sobre a fronteira envoltória, ou seja, apresentem máxima eficiência;
- d) cada unidade sob análise é caracterizada por meio de uma única pontuação de desempenho, ou eficiência, sem a necessidade da atribuição para cada DMU do mesmo conjunto de pesos para entradas e saídas;
- e) as entradas e as saídas podem ser medidas por meio de diferentes unidades de medida, sem a alteração do índice de eficiência, procedimento que difere dos métodos que têm como base a avaliação econômica, em que são necessárias padronizações das entradas e saídas em unidades monetárias (LINS; MEZA, 2000).

Entre as limitações da DEA podem-se citar:

- a) os indicadores de eficiência obtidos por meio da análise por envoltória de dados são obtidos tendo-se por base uma amostra em

particular. Assim, não há parâmetro de comparação entre os scores de eficiência entre dois estudos diferentes;

- b) o cômputo dos escores de eficiência das DMUs é extremamente sensível a incorreções nos dados que tenham inexatidão, tais como problemas com arredondamentos, erros na coleta, medição inadequada, dentre outros. Tais incorreções podem influenciar a posição da DMU sobre a fronteira envoltória. Para o tratamento destas limitações vários trabalhos têm utilizado modelos DEA estocásticos (RESTI, 2000; SENGUPTA, 1990);
- c) há pouca informação para a tomada de decisão para aquelas DMUs que estão sob a fronteira envoltória, ou seja, aquelas DMUs consideradas eficientes;
- d) a análise DEA é sensível ao número de variáveis de entrada, saída e DMUs analisadas. Quando o número de unidades sob análise é relativamente pequeno em comparação à soma do número de entradas e saídas, a média de eficiência da amostra tende a aumentar. Segundo Fitzsimmons e Fitzsimmons (2014), o número de DMUs deve ser, pelo menos, o dobro da soma do número de *inputs* e *outputs*;
- e) por se tratar da utilização da metodologia de programação linear, podem haver várias soluções ótimas e degeneração no processo de análise. Uma discussão deste assunto pode ser vista em Ali e Seiford (1993).

As vantagens e as limitações apresentadas não são exaustivas, podendo-se encontrar outras na literatura específica sobre o tema.

Em se tratando de análise de eficiência, uma metodologia que pode auxiliar os gestores no processo de inferência dos resultados e sua consequente

extrapolação é a análise da avaliação e estrutura da dependência espacial de variáveis regionalizadas por meio da geoestatística. A metodologia permite aos gestores verificarem se há dependência espacial da eficiência econômico-financeira, e, em caso positivo, fazer inferência dos resultados para locais não amostrados.

2.4 Geoestatística

Os primórdios da teoria geoestatística datam de 1951, por meio dos trabalhos do pesquisador e engenheiro de minas Daniel G. Krige que, em conjunto com o estatístico H. S. Sichel, desenvolveu, de modo empírico, uma metodologia própria para cálculo e estimativa de reservas minerais na África do Sul.

No início dos anos 60 do século passado, na França, o trabalho dos pesquisadores citados recebeu tratamento formal e rigor científico por G. Matheron que cunhou a nova metodologia como geoestatística, pelo fato de se trabalhar com variáveis regionalizadas, ou variáveis com condicionamento espacial (LANDIM, 2006).

O desenvolvimento da metodologia se baseou na constatação de Daniel G. Krige de que a estatística clássica e suas ferramentas disponíveis até o momento eram insuficientes para o tratamento de dados e a explicação de fenômenos em que se observam variáveis regionalizadas, pois um fator relevante para a análise, e sobre o qual não há consideração por parte da estatística clássica, é a dependência espacial das observações.

Conforme Mello (2004), a geoestatística pode ser definida por uma função numérica espacial que apresenta variação no espaço e continuidade aparente, de forma que sua variação não pode ser representada por uma simples função matemática.

A geoestatística encontra-se classificada como um tópico especial da estatística aplicada que auxilia os pesquisadores no estudo e na análise de dados referentes às variáveis regionalizadas, que são aquelas que dependem fortemente da localização espacial e apresentam características intermediárias entre variáveis totalmente aleatórias e totalmente determinísticas.

As variáveis regionalizadas, por apresentarem tais características, são particularizadas por um aspecto dicotômico. Em seu aspecto aleatório, o comportamento da variável regionalizada se caracteriza por irregularidade e variabilidade imprevisível de uma amostra para outra, e em seu aspecto determinístico se caracteriza por relações existentes entre as amostras espacializadas (LANDIM, 2006).

A base teórica das variáveis regionalizadas pressupõe que cada observação $Z(x_i)$ é uma variável aleatória que é composta pela soma de três componentes, quais sejam um componente estrutural, diretamente relacionado a um valor médio invariante (hipótese intrínseca), um componente aleatório, que apresenta correlação espacial, e um erro aleatório (MELLO, 2004).

Ainda conforme o autor citado, se x representa uma localização em até três dimensões, o valor da variável Z , em x , é dado por:

$$Z(x_i) = M(x) + \varepsilon'_x + \varepsilon_i \quad (10)$$

em que $M(x)$ se apresenta como uma função determinística que descreve o componente estrutural Z em x ; ε'_x é um termo estocástico que apresenta variação local e dependência espacial de $M(x)$ e ε_i é um ruído aleatório não correlacionado que apresenta distribuição normal de média zero e desvio padrão σ . A geoestatística analisa e estuda o termo ε'_x .

A análise geoestatística necessita do atendimento a alguns pressupostos básicos e, dentre eles, podem-se citar:

- 1- os dados são uma função aleatória expressa por $\{Z(x): x \in D\}$, em que x é uma coordenada espacial com domínio espacial D , em duas ou três dimensões (PRUDHOMME; REED, 1999);
- 2- a hipótese intrínseca, ou quase estacionaridade, requer estacionaridade de 1ª ordem sem restrição quanto à existência de finitude da variância.

A estacionaridade de 1ª ordem requer que a média do processo seja assumida como constante e invariante no espaço, sendo expressa pela seguinte equação:

$$E [Z(x+h) - Z(x)] = 0 \quad (11)$$

em que $E[]$ expressa a esperança matemática, $x \in D$, $x + h \in D$, e h é a distância euclidiana entre dois pontos em determinada direção.

A hipótese intrínseca também implica que a variância de $Z(x+h) - Z(x)$ só depende de h e não da localização de x . Este fato é expresso pela seguinte equação:

$$\text{Var} [Z(x+h) - Z(x)] = E [Z(x+h) - Z(x)]^2 = 2 \cdot \gamma(h) \quad (12)$$

em que $\gamma(h)$ é a função variograma.

A geoestatística utiliza a informação decorrente da coleta amostral em dois momentos distintos. No primeiro momento mensura e quantifica a autocorrelação espacial, informação que destaca o nível de similitude, vizinhança, correlação e aleatoriedade dos valores amostrais. Em um segundo momento, a geoestatística se utiliza da informação amostral coletada para fazer

inferências e estimativas de valores de pontos amostrais não contidos na amostra (ANDRIOTTI, 2002).

Conforme enfatizado, uma das grandes contribuições da geoestatística para o estudo e a análise científica se baseia no fato de se poder medir a dependência espacial de variáveis regionalizadas e se fazer inferências sobre os resultados para pontos não amostrados. Dessa forma, o pesquisador pode compreender o comportamento e o desenvolvimento de certos fenômenos sem ter que recorrer ao censo, o que, no caso das variáveis regionalizadas, é impraticável.

As primeiras aplicações da geoestatística consistiram, sobretudo, em estudos geológicos e, posteriormente, nos estudos agrários, principalmente na análise de solos. Porém, atualmente, seu campo de aplicação se encontra em todas as áreas do conhecimento.

No estudo das variáveis regionalizadas, como a geoestatística também costuma ser denominada, dois são os métodos fundamentais de análise, quais sejam o semivariograma e a krigagem.

2.4.1 Semivariograma

O semivariograma é uma ferramenta geoestatística que permite a mensuração da dependência espacial entre as unidades amostradas.

Conforme Mello (2004, p. 6),

O semivariograma representa uma função de semivariâncias em relação às respectivas distâncias. A semivariância é definida como a metade da variância de diferenças entre observações de uma variável aleatória Z , separadas por uma distância h . Assim, valores baixos indicam menor variabilidade (maior similaridade).

O variograma, conforme Journel e Huijbregts (1978), é a esperança matemática do quadrado da diferença entre pares de pontos separados por uma distância h , tendo a seguinte representação:

$$2\gamma(h) = E\{[Z(x+h) - Z(x)]^2\} \quad (13)$$

A função do semivariograma é a metade da função do variograma. O estimador da semivariância é igual à média aritmética quadrática das diferenças entre pares de pontos amostrais separados pela distância h .

$$\hat{\gamma}(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(x_i+h) - Z(x_i)]^2 \quad (14)$$

em que $\hat{\gamma}(h)$ é a semivariância estimada para cada par de pontos amostrais distantes em h , $N(h)$ é o número de pontos amostrais distantes em h , $Z(x_i)$ é o valor da variável regionalizada no ponto x , $Z(x_i+h)$ é o valor do ponto amostral $x+h$.

A continuidade espacial da variável regionalizada pode ser estudada por meio da análise do gráfico de semivariância em função da distância h . Tal gráfico é denominado de semivariograma experimental (MELLO, 2004).

Por meio da função (14) verifica-se que, no caso de dependência espacial, quanto mais próximos estiverem os pontos amostrados maior será sua similitude e, dessa forma, menor o valor da semivariância. O inverso também é verdadeiro, ou seja, quanto mais distantes estiverem os pontos amostrados, maior será o valor da semivariância, ou maior será a variabilidade inerente.

Para um valor de distância $h = 0$, a semivariância é $\hat{\gamma}(0) = 0$ e, à medida que os valores da distância h vão sendo incrementados, o resultado da função de

semivariância também vai sendo incrementado até atingir um valor aproximadamente constante que corresponde a variações que não podem ser justificadas em função da similitude dos pontos amostrados.

A distância a partir da qual a função de semivariância retorna valores aproximadamente constantes é denominada alcance a , de forma que a distâncias maiores que a a distribuição espacial é aleatória e, portanto, há independência espacial. O valor de $\hat{\gamma}(h)$ aproximadamente igual à variância amostral total é denominado patamar (GUIMARÃES, 2004).

Em alguns casos, empiricamente, a utilização de dados amostrados aplicados na função de semivariância revela que, para valor de $h = 0$, a semivariância é diferente de 0.

Este fenômeno, conhecido como efeito pepita (C_0), pode ocorrer em função de variações da distância menores do que a menor distância da malha de pontos que está sendo amostrada, bem como em função de erros na digitação dos resultados, erros dos resultados laboratoriais, dentre outros.

Quando $\hat{\gamma}(0) \neq 0$, há o efeito pepita (C_0) e, neste caso, o patamar (C) é dado por $C_0 + C'$, em que C' é a diferença entre o patamar e o efeito pepita, sendo denominado contribuição.

Os parâmetros alcance, patamar, efeito pepita e contribuição são apresentados no Gráfico 1.

Se o resultado do semivariograma for o mesmo e igual ao valor do patamar para qualquer distância h , tem-se o chamado efeito pepita puro e, dessa forma, ausência total de dependência espacial. No Gráfico 2 apresenta-se exemplo de efeito pepita puro no semivariograma, com patamar 8,0.

Conforme Landim (2006), os semivariogramas expressam o comportamento espacial da variável regionalizada, apresentando o tamanho da zona de influência em torno de uma amostra, pois toda amostra cuja distância ao

ponto a ser estimado for menor ou igual ao alcance fornece informações sobre o ponto.

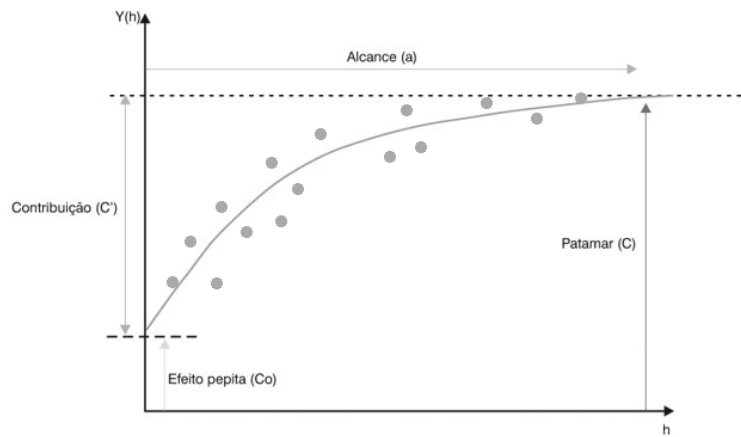


Gráfico 1 Exemplo de semivariograma
Fonte: Adaptado de Vicente (2004)

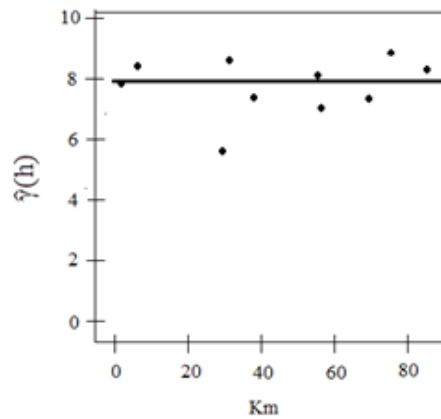


Gráfico 2 Efeito pepita puro no semivariograma experimental
Fonte: Adaptado de Sampaio et al. (2010)

Com relação ao grau de dependência espacial, Guimarães (2004) afirma que é possível classificar os resultados obtidos por meio do semivariograma em:

- a) variável com forte grau de dependência espacial – se o efeito pepita for menor ou igual a 25% do patamar, ou seja, $\frac{C_0}{C_0+C} < 0,25$;
- b) variável com moderada dependência espacial – se o efeito pepita representar entre 25% e 75% do patamar, ou seja, $0,25 \leq \frac{C_0}{C_0+C} \leq 0,75$;
- c) variável com fraca dependência espacial – se a relação entre efeito pepita estiver entre 75% e 100% do patamar, ou seja, $0,75 \leq \frac{C_0}{C_0+C} \leq 1,00$;
- d) variável independente espacialmente – se a relação entre efeito pepita e o patamar for igual a 100%. Neste caso, tem-se o semivariograma com efeito pepita puro, ou seja, $\frac{C_0}{C_0+C} = 1,00$.

Na construção do semivariograma, a escolha do modelo adequado para o ajuste dos dados é componente de extrema importância na análise geoestatística. Caso o modelo ajustado não seja o mais adequado, a inferência, ou extrapolação dos resultados não será otimizada.

Os principais modelos utilizados no ajuste aos dados do semivariograma experimental, que após este momento passa a se chamar semivariograma teórico, conforme Camargo (1998) são:

- a) modelo esférico – é um dos modelos mais utilizados e sua forma básica é dada por

$$\text{Sph}(|h|) = \begin{cases} 0 & , |h|=0 \\ 1,5\left(\frac{|h|}{a}\right) - 0,5\left(\frac{|h|}{a}\right)^3 & , 0 < |h| \leq a \\ 1 & , |h| > a \end{cases} \quad (15)$$

em que $\text{Sph}(|h|)$ é o modelo esférico; h : distância, a : parâmetro de alcance.

- b) modelo exponencial – bastante utilizado na análise geoestatística.
Sua forma básica é dada por

$$\text{Exp}(|h|) = \begin{cases} 0 & , |h|=0 \\ 1 - \exp\left(-\frac{|h|}{a}\right) & , |h| \neq 0 \end{cases} \quad (16)$$

em que $\text{Exp}(|h|)$ é o modelo exponencial; h : distância, a : parâmetro de alcance.

- c) modelo gaussiano - é um modelo muitas vezes utilizado para modelar fenômenos extremamente contínuos (ISAACS; SRIVASTAVA, 1989). Sua forma básica é dada por

$$\text{Gau}(|h|) = \begin{cases} 0 & , |h|=0 \\ 1 - \exp\left(-\frac{|h|}{a}\right)^2 & , |h| \neq 0 \end{cases} \quad (17)$$

em que $\text{Gau}(|h|)$ é o modelo gaussiano; h : distância, a : parâmetro de alcance.

Conforme Mello (2004) até a década de 1980 a verificação do melhor ajuste do modelo ao semivariograma experimental era efetuado de maneira

visual. Valendo-se da expressão do autor “a sentimento”, sem a utilização de instrumental matemático, ou seja, de modo subjetivo.

Atualmente, com o desenvolvimento da tecnologia computacional que otimiza o tratamento e manipulação de dados, outros métodos de avaliação de ajuste que não “a sentimento” são utilizados, como, por exemplo, a validação, que é uma técnica que objetiva mensurar a capacidade de extrapolação do modelo por meio dos dados amostrais.

2.4.2 Estimador linear espacial: krigagem

No caso da verificação da existência de dependência espacial é possível estimar os valores que não fizeram parte da amostra coletada das variáveis que estão distribuídas no espaço a partir de valores da vizinhança.

O estimador linear espacial é denominado krigagem, expressão utilizada inicialmente por Matheron em homenagem aos trabalhos seminais de Daniel G. Krige, precursor na utilização de médias móveis com o objetivo de evitar a superestimação sistemática em reservas de mineração (CAMARGO, 1998).

Conforme Isaaks e Srivastava (1989) existem diferentes métodos de krigagem, tais como krigagem simples, krigagem média e krigagem ordinária, dentre outras.

A seguir será apresentada a krigagem ordinária, método de krigagem empregado neste estudo, e o mais utilizado por sua simplicidade e pelos resultados que proporciona (YAMAMOTO; LANDIM, 2013). Ainda conforme os mesmos autores, a krigagem ordinária é um método de estimativa local, de tal forma que a estimativa de um ponto que não foi amostrado resulta da combinação linear dos valores vizinhos a esse ponto.

A krigagem ordinária é o valor interpolado de uma variável regionalizada Z , em um local x_i . O estimador é dado por

$$\widehat{Z}_{(x_0)} = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i) \quad (18)$$

em que $\widehat{Z}_{(x_0)}$ é o valor da variável a ser estimado em um ponto x_0 não amostrado, $Z(x_i)$ é o valor da variável na coordenada x_i , $\{\lambda_i, i=1, \dots, n\}$ são os pesos associados aos n dados que são calculados sob as condições do estimador não ser tendencioso e da variância da estimativa ser mínima.

Conforme Yamamoto e Landim (2013), os pesos ótimos são computados sob as condições de que o estimador não seja tendencioso e de que a variância da estimativa seja mínima.

De acordo com Journel e Huijbregts (1978), a estimativa não tendenciosa é obtida quando se obtém a condição de não viés:

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1 \quad (19)$$

No caso de haver dependência espacial, os pesos λ_i irão apresentar valores variáveis em conformidade com a distância h_i entre o ponto a ser estimado e os valores amostrais utilizados na estimativa. No caso de haver ausência de autocorrelação espacial, o resultado obtido é a média aritmética simples.

Journel e Huijbregts (1978) afirmam que, minimizando a variância do erro sob a condição imposta de que a soma dos pesos deve ser igual a 1, os pesos são obtidos a partir do seguinte sistema de equações:

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^n \lambda_j \gamma(x_i - x_j) - \mu = \gamma(x_0 - x_i) \text{ para } i = 1, \dots, n \\ \sum_{j=1}^n \lambda_j = 1 \end{cases} \quad (20)$$

em que $\gamma(x_i, x_j)$ e $\gamma(x_i, x_0)$ são, respectivamente, a semivariância entre os pontos x_i e x_j e entre os pontos x_i e x_0 , e μ é o multiplicador de Lagrange² necessário para a minimização da variância do erro e λ_j são os pesos associados aos n dados.

Ou na forma matricial,

$$\begin{bmatrix} 0 & \gamma(x_1 - x_2) & \cdots & \gamma(x_1 - x_n) & 1 \\ \gamma(x_2 - x_1) & 0 & \cdots & \vdots & 1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \gamma(x_n - x_1) & \gamma(x_n - x_2) & \cdots & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \\ \vdots \\ \lambda_n \\ \mu \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \gamma(x_1 - x_0) \\ \gamma(x_2 - x_0) \\ \vdots \\ \gamma(x_n - x_0) \\ 1 \end{bmatrix}$$

Conforme Yamamoto e Landim (2013), a variância de krigagem ordinária, em termos da função covariância, σ_{KO}^2 , é dada pela seguinte expressão:

$$\sigma_{KO}^2 = \sum_{i=1}^n \lambda_i \gamma(x_i - x_0) + \mu \quad (21)$$

em que σ_{KO}^2 é a variância de krigagem ordinária; $\gamma(x_i, x_0)$ são, respectivamente, a semivariância entre os x_i e x_0 , e μ é o multiplicador de Lagrange, necessário para a minimização da variância do erro e λ_j são os pesos associados aos n dados.

Uma das técnicas mais utilizadas para a seleção do modelo mais adequado ao semivariograma e otimização dos resultados é a validação, uma técnica que visa medir a capacidade de extrapolação do modelo a partir dos dados amostrais. Visa medir a precisão de um modelo de maneira empírica.

² Os multiplicadores de Lagrange permitem encontrar extremos (máximos e mínimos) de uma função de uma ou mais variáveis suscetíveis a uma ou mais restrições.

Na validação cada amostra é extraída do conjunto de dados original, sendo efetuada a krigagem para estimar o seu valor, de tal forma que o valor médio das diferenças será tão próximo de zero quanto melhor a estimativa (ANDRIOTTI, 2002).

É uma técnica de avaliação de erros de estimativa baseada tão somente na informação proveniente dos dados amostrais, de forma a avaliar os erros de estimativa proporcionados pelos modelos ajustados ao semivariograma. Dessa maneira, permite escolher o modelo que melhor se ajusta ao semivariograma experimental.

O processo de validação ocorre de modo a se interpolar pontos que já existem na amostra, por meio dos outros pontos do conjunto.

De acordo com Isaaks e Srivastava (1989), uma determinada realização da variável aleatória Z do conjunto amostrado é provisoriamente excluída do conjunto original, sendo estimada por meio da krigagem. A interpolação se utiliza das realizações restantes.

Este mecanismo supõe que o valor realizado em determinado ponto não o foi, de modo a ser interpolado por meio das outras realizações.

Após a estimação da realização extirpada do conjunto original pode-se efetuar a comparação do resultado com aquele valor removido. Esta iteração é realizada para todos os valores da realização da variável aleatória Z . Tal técnica também é conhecida como “deixa-um-fora” (*leave-one-out*).

Os resíduos oriundos da comparação entre o valor realizado e sua estimativa por meio de krigagem são denominados resíduos da validação, e estes resultados são utilizados para a verificação do melhor modelo ajustado.

Por meio dos resíduos da validação é possível calcular a variância total da estimativa determinando-se a precisão do processo. Conforme Andriotti (2002), a técnica de validação não comprova que o modelo ajustado ao

semivariograma é o melhor possível, porém, comprova que, dentre aqueles ajustados, é o que proporciona melhores resultados.

A análise de validação é realizada por meio do erro médio reduzido (EMR) e do desvio padrão dos erros reduzidos (DPe).

Segundo Cressie (1993), o EMR é dado por

$$\text{EMR} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{Z(x_i) - Z^*(x_i)}{\sigma_{x_i}} \quad (22)$$

em que n é o número de dados da validação, $Z(x_i)$ é o valor realizado da variável aleatória Z , $Z^*(x_i)$ é o valor estimado para o ponto $Z(x_i)$ e σ_{x_i} é o desvio padrão no ponto $Z(x_i)$.

Quanto mais próximo o EMR estiver de zero, melhor é o ajuste do modelo.

De acordo com Cressie (1983), o DPe é dado por

$$\text{DPe} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{Z(x_i) - Z^*(x_i)}{\sigma_{x_i}} \right)^2} \quad (23)$$

em que n é o número de dados da validação, $Z(x_i)$ é o valor realizado da variável aleatória Z , $Z^*(x_i)$ é o valor estimado para o ponto $Z(x_i)$ e σ_{x_i} é o desvio padrão no ponto $Z(x_i)$.

Quanto mais próximo da unidade estiver o DPe melhor é o ajuste do modelo ao semivariograma.

3 METODOLOGIA

Para a avaliação dos objetivos propostos realizou-se um estudo quantitativo, descritivo e exploratório das demonstrações contábeis de uma população de 47 cooperativas de crédito de livre admissão de Minas Gerais filiadas à Cooperativa Central de Crédito de Minas Gerais Ltda. – Sicoob Central Crediminas, para os anos de 2012 e 2013.

Todas as demonstrações contábeis utilizadas na análise foram auditadas por profissional credenciado pelo Cadastro Nacional de Auditores Independentes (CNAI) do Conselho Federal de Contabilidade (CFC), e ligado à Confederação Nacional de Auditoria Cooperativa (CNAC).

O efeito inflacionário não foi considerado, haja vista a Lei nº 9.249 de 26 de dezembro de 1995, que deu fim ao instrumento de correção monetária de balanços, inclusive para fins societários (BRASIL, 1995).

Segundo Castellan (2010), a pesquisa quantitativa é aquela que tem a perspectiva positivista, analisa a realidade objetiva e o pesquisador assume posição de independência em relação ao que é pesquisado. É uma análise estatística e matemática que tem por finalidade a descrição das características do objeto de estudo.

Os dados foram analisados por meio da metodologia não paramétrica de análise por envoltória de dados e pela metodologia paramétrica geoestatística, ressaltando-se que houve independência do pesquisador com relação ao objeto pesquisado, pois tratam-se de dados secundários fornecido pela Sicoob Central Crediminas.

A pesquisa de caráter descritivo, segundo Gil (2010, p. 42), é aquela que “tem como objetivo primordial a descrição das características de determinada população ou fenômeno ou, então, o estabelecimento de relações entre variáveis”. Observaram-se, registraram-se, analisaram-se, classificaram-se e

interpretaram-se as informações referentes ao desempenho econômico e financeiro de cooperativas de crédito de livre admissão do estado de Minas Gerais para os anos de 2012 e 2013.

O trabalho de natureza exploratória envolve o levantamento bibliográfico e a análise de exemplos que estimulem a compreensão, visando proporcionar ao pesquisador maior conhecimento e familiaridade com o tema, de modo a formular de maneira clara o problema de pesquisa (GIL, 2010).

Neste trabalho ocorreu a pesquisa do referencial teórico por meio de livros e artigos nacionais e internacionais que debatem o assunto e fundamentam a discussão acerca do tema.

3.1 Caracterização das unidades sob estudo

As unidades sob estudo foram caracterizadas por meio de análise quantitativa.

A caracterização quantitativa foi feita utilizando-se análise exploratória de dados das variáveis econômico-financeiras das cooperativas de crédito. Foram calculadas as medidas estatísticas de média, desvio padrão, coeficiente de variação, mínimo, máximo, 1º quartil, mediana e 3º quartil.

3.2 Coleta e análise de dados

As variáveis da pesquisa foram construídas por meio dos dados coletados das demonstrações contábeis de cooperativas de crédito de livre admissão de Minas Gerais ligadas ao sistema Sicoob.

As variáveis utilizadas na análise DEA foram os indicadores de desempenho econômico e financeiro propostos por Assaf Neto (2012) para os

grupos Solvência e Liquidez, Capital e Risco, e Rentabilidade e Lucratividade, conforme Quadro 1.

Os dados utilizados na análise geostatística foram aqueles resultantes da análise DEA, ou seja, a eficiência georreferenciada das 47 cooperativas para os anos de 2012 e 2013.

Quadro 1 Indicadores para a análise de desempenho econômico-financeiro de instituições creditícias

Solvência e liquidez		
Indicador	Fórmula	Orientação
Indicador empréstimos/ depósitos (ESD)	Operações de crédito	<i>Input</i>
	Depósitos	
Participação dos empréstimos (PDE)	Operações de crédito	<i>Input</i>
	Ativo total	
Encaixe voluntário (EV)	Disponibilidades	<i>Output</i>
	Depósitos à vista	
Liquidez imediata (LI)	Disponibilidades + Aplicações interfinanceiras de liquidez	<i>Output</i>
	Depósitos à vista	
Capital e risco		
Indicador	Fórmula	Orientação
Leverage (LEV)	Ativo total	<i>Input</i>
	Patrimônio líquido	
Imobilização do capital próprio (ICP)	Ativo permanente	<i>Input</i>
	Patrimônio líquido	
Independência financeira (IF)	Patrimônio líquido	<i>Output</i>
	Ativo total	
Relação capital/ depositantes (RCD)	Patrimônio líquido	<i>Output</i>
	Depósitos (passivo)	
Rentabilidade e lucratividade		
Indicador	Fórmula	Orientação
Custo médio de captação (CMC)	Despesas financeiras de captação de mercado	<i>Input</i>
	Depósitos a prazo	
Juros passivos (JP)	Despesa de intermediação financeira	<i>Input</i>
	Passivo total	

Quadro 1, conclusão

Rentabilidade e lucratividade		
Indicador	Fórmula	Orientação
Eficiência operacional (EF)	Despesas operacionais	<i>Input</i>
	Receita de intermediação financeira	
Retorno sobre o Patrimônio Líquido (RSPL)	Lucro líquido	<i>Output</i>
	Patrimônio líquido	
Retorno sobre o investimento total (RSIT)	Lucro líquido	<i>Output</i>
	Ativo total	
Margem líquida (ML)	Lucro líquido	<i>Output</i>
	Receita de intermediação financeira	
Margem financeira (MF)	Resultado bruto da intermediação financeira	<i>Output</i>
	Ativo total	
Lucratividade dos ativos (LA)	Receita de intermediação financeira	<i>Output</i>
	Ativo total	

Fonte: Adaptado de Assaf Neto (2012)

Para a análise DEA, a classificação dos indicadores em *inputs* e *outputs*, conforme Quadro 1, seguiu o critério de “quanto menor, melhor”, para *inputs* e “quanto maior, melhor”, para *outputs* (KHURANA; BANERJEE, 2014; MACEDO; SANTOS; SILVA, 2006).

Para a classificação levou-se em consideração o critério de que “quanto maior melhor” e “quanto menor melhor” em relação ao grupo do qual o indicador faz parte, qual seja, Solvência e Liquidez, Capital e Risco, e Rentabilidade e Lucratividade.

Apresenta-se a seguir a justificativa da classificação dos indicadores em *inputs* e *outputs*.

D) Grupo Solvência e Liquidez

- a) Indicador empréstimos/depósitos (ESD): classificado como *input*, haja vista que menores valores deste indicador identificam um aumento na capacidade da instituição em atender a eventuais saques. É evidente que maiores valores deste indicador representam participação maior dos empréstimos, redundando em maior rentabilidade para a instituição financeira, porém, a classificação está sendo realizada em função do aspecto de liquidez, grupo no qual o indicador está inserido.
- b) Participação dos empréstimos (PDE): classificado como *input*, haja vista o fato de que maiores valores deste indicador revelam menor nível de liquidez, pois os empréstimos, de modo geral, são inegociáveis até o vencimento. A exemplo do indicador ESD, maiores valores redundam em maior rentabilidade, porém, neste caso, a classificação também é feita tendo em vista o aspecto de liquidez.
- c) Encaixe voluntário (EV): classificado como *output*, haja vista que maiores valores deste indicador proporcionam maior segurança financeira à instituição. Maiores valores da conta disponibilidades em relação aos depósitos à vista redundam em maior capacidade da cooperativa em cobrir os saques contra os depósitos à vista.
- d) Liquidez imediata (LI): considerado *output*, haja vista que maiores valores deste indicador representam a manutenção de recursos disponíveis para proporcionar segurança aos depósitos à vista. As disponibilidades contam, neste caso, com as aplicações interfinanceiras de liquidez, que são aplicações financeiras interbancos negociáveis.

II) Capital e Risco

- a) Leverage (LEV): classificado como *input*, haja vista que quanto menor o valor deste indicador menor é a alavancagem da instituição, o que pode redundar em menor rentabilidade, porém, minimiza o risco. Este indicador é o inverso do IF.
- b) Imobilização do Capital Próprio (ICP): classificado como *input*, haja vista que quanto menor o valor do indicador, menor é a dependência de capital de terceiros para financiamento do ativo fixo.
- c) Independência financeira (IF): classificado como *output*, haja vista o fato de que quanto maior o valor do indicador maior é a independência financeira da instituição e, conseqüentemente, menor o risco. Quanto maior o valor da conta patrimônio líquido em relação ao ativo total, menor é a dependência da cooperativa de capital de terceiros.
- d) Relação capital/depositantes (RCD): classificado como *output* pelo fato de que quanto maior o valor deste indicador maior é a participação do capital próprio como garantidor dos depósitos.

III) Rentabilidade e Lucratividade

- a) Custo médio de captação (CMC): classificado como *input*, haja vista que quanto menor o valor deste indicador menores serão as despesas financeiras de captação em relação aos depósitos, o que irá redundar em maior lucratividade.
- b) Juros passivos (JP): classificado como *input*, haja vista que quanto menor o valor deste indicador menores serão as despesas de intermediação financeira em relação aos passivos totais.

- c) Eficiência operacional (EF): classificado como *input*, haja vista que quanto menor o valor deste indicador maior será o patrimônio líquido, quando comparado às despesas operacionais.
- d) Retorno sobre o patrimônio líquido (RSPL): classificado como *output*, haja vista que quanto maior o valor do indicador, maior a rentabilidade da empresa, pois maior será o lucro líquido em relação ao investimento de capital próprio.
- e) Retorno sobre o investimento total (RSIT): classificado como *output* pelo fato de que quanto maior o valor do indicador maior a rentabilidade da empresa, pois maior será o lucro líquido em relação ao investimento em ativos.
- f) Margem líquida (ML): classificado como *output* pelo fato de que quanto maior o valor deste indicador maior é a lucratividade da instituição, haja vista que maior será o lucro líquido em relação à receita de intermediação financeira.
- g) Margem financeira (MF): classificado como *output* pelo fato de que quanto maior o valor deste indicador, maior é a lucratividade da instituição, haja vista que maior será o resultado bruto da intermediação financeira em relação ao investimento em ativo total.
- h) Lucratividade dos ativos (LA): classificado como *output*, haja vista que quanto maior o valor deste indicador, maiores serão as receitas de intermediação financeira proporcionadas pelos ativos totais.

Os nomes das cooperativas, bem como o endereço no estado de Minas Gerais, não foram revelados por questões de confidencialidade. Dessa forma, referenciaram-se as cooperativas utilizando a caracterização DMU 1 a DMU 47.

A análise DEA e a análise da dependência espacial para as cooperativas de crédito de livre admissão foram conduzidas para cada um dos grupos de

indicadores para avaliação econômico-financeira, a saber: Solvência e Liquidez, Capital e Risco, e Rentabilidade e Lucratividade.

O tratamento e a análise das variáveis utilizadas na DEA foram realizados em etapas sequenciais, em função dos objetivos traçados, quais sejam: análise exploratória de dados, seleção de variáveis para composição do modelo e análise por meio da DEA para mensuração da eficiência.

As variáveis de entrada e saída foram submetidas à análise estatística exploratória, mais especificamente utilizou-se o gráfico *Boxplot* para verificação da presença de *outliers* (ou dados discrepantes). Conforme Kassai (2002) o tratamento de valores atípicos é substancialmente importante na análise.

A constatação de presença de *outliers* é indicativo de que as unidades sob análise apresentam retornos variáveis de escala para a variável sob análise.

Desta forma, no caso da constatação de *outliers* durante a fase de análise exploratória utilizar-se-á, na fase de análise da eficiência, o modelo BCC em detrimento do modelo CCR, pois, como visto, o modelo BCC é o método mais adequado para análise de DMUs que apresentam retornos variáveis de escala. No caso de não haver *outliers* utilizar-se-á o modelo CCR-DEA para retornos constantes de escala.

Conforme Kassai (2002), quanto maior o número de *inputs* e *outputs* envolvidos na análise, maior será a possibilidade de uma DMU alcançar a fronteira envoltória, de tal forma que quanto menor for esse número, mantendo-se constante o número de DMUs, maior será o poder discriminatório da análise por meio da DEA.

Segundo Fitzsimmons e Fitzsimmons (2000), o tamanho da amostra diz respeito ao número de DMUs necessário, em comparação à soma do número de entradas e saídas. A relação deve ser dada por

$$K \geq 2 * (I+O); \quad (24)$$

em que K é o número de DMUs, I é o número de *inputs* e O é o número de *outputs*.

Como o número de DMUs deve ser pelo menos o dobro da soma do número de *inputs* e *outputs* e baseando-se no fato de que mesmo que a relação proposta por Fitzsimmons e Fitzsimmons (2000) seja atendida, como no caso deste trabalho em que há 47 DMUs e 15 *inputs* e *outputs*, quanto maior o número de DMUs em relação à soma do número de *inputs* e *outputs* maior é o poder de discriminação da metodologia DEA.

O método de seleção de variáveis utilizado na pesquisa foi o *stepwise* I-O, de acordo com os trabalhos de Lins e Meza (2000) e Lins e Moreira (1999).

O método *stepwise* I-O é baseado no grau de ajustamento existente na fronteira eficiente por meio da análise das correlações entre os escores de eficiência calculados por meio de um par inicial de *input* e *output* e os valores das variáveis que estão sendo utilizadas na análise.

O método de seleção de variáveis *stepwise* I-O segue o seguinte algoritmo, adaptado de Kassai (2002):

- a) elaborar, inicialmente, uma matriz de correlações para se investigar a existência de *inputs* e *outputs* com forte correlação positiva entre si para, dessa forma, restringir o número de variáveis que irão compor o modelo sem perda de informação;
- b) escolha do par inicial *input-output* por meio do cálculo da maior correlação absoluta entre os vetores;
- c) cálculo da correlação entre o vetor de *score* de eficiência para o primeiro par *input-output* e cada variável;
- d) determina-se a variável a ser incluída em função de correlação positiva para os *inputs* e correlação negativa para os *outputs*;

- e) os itens c) e d) devem ser reaplicados até o momento de parada em que a matriz de correlações entre os vetores de *score* de eficiência e as variáveis não apresente *inputs* com correlação positiva ou *outputs* com correlação negativa. Neste ponto, a inserção de novas variáveis não elevaria o escore médio de eficiência do modelo.

Na análise de correlação o teste utilizado foi o coeficiente de correlação de Pearson, teste bicaudal, com nível de significância de 5% ($\alpha = 5\%$). Conforme Dancey e Reidy (2006), valores de coeficiente de correlação acima de 0,7 implicam em correlação forte.

Os modelos de DEA utilizados neste trabalho foram orientados a *input*, ou seja, o intuito é minimizar as entradas, mantendo-se constante as saídas.

Os resultados de desempenho obtidos na análise DEA foram submetidos, após georreferenciamento das cooperativas de crédito de livre admissão, à análise geoestatística.

Para a construção dos semivariogramas experimentais e consequente avaliação da dependência espacial, inicialmente, as medidas de eficiência econômico-financeiras das cooperativas de crédito foram submetidas à análise estatística exploratória de dados. Esta análise tem o intuito de descrever o comportamento geral, avaliando-se os resultados dos valores de assimetria (*skewness*), a ocorrência de tendências por meio do diagrama de dispersão e a presença de *outliers* por meio do gráfico *boxplot*.

A análise exploratória de dados, embora não leve em consideração a estrutura de dependência espacial, é bastante relevante, haja vista permitir a identificação de tendências, dados atípicos, elevados valores de assimetria, dentre outros, características essas que influenciam os resultados das análises geoestatísticas.

Embora um dos pressupostos ordinários para processos estocásticos seja o de que os dados devem ser modelados pela distribuição normal, conforme Mello (2004), a geoestatística não exige que tal pressuposto seja atendido, ou seja, não há exigência de normalidade.

Porém, mesmo dispensando a exigência de normalidade, Kerry e Oliver (2007) afirmam que a assimetria (*skewness*) deve estar situada na faixa de ± 1 . Caso contrário, deverá haver a transformação dos dados antes da análise semivariográfica e interpolação.

Outra característica que influencia fortemente a análise geoestatística é a presença de *outliers* no conjunto analisado, pois, conforme Kerry e Oliver (2007), o semivariograma é particularmente sensível aos valores discrepantes. Até mesmo um único dado discrepante pode influenciar os resultados, conduzindo a conclusões errôneas sobre a existência de correlação espacial.

No caso deste estudo, caso haja a presença de *outliers*, inicialmente far-se-á a investigação da presença de erro humano na coleta, digitação dos dados e, ou execução da análise e, no caso da verificação da ausência destas condições, analisar-se-á a possibilidade de exclusão do(s) dado(s) discrepante(s).

De acordo com Junqueira Júnior et al. (2008), a existência de tendências no conjunto de dados analisado pode inviabilizar a análise geoestatística, pois a condição de não tendenciosidade é de extrema importância, haja vista que exclui a pressuposição de estacionaridade. Para a verificação de tendenciosidade nos dados foi utilizado o diagrama de dispersão.

Após a análise exploratória dos dados foi verificada a estrutura espacial por meio do semivariograma experimental, ajustando-se as funções autorizadas, modelos esférico, exponencial e gaussiano, conforme Camargo (1998).

Os grupos de indicadores de desempenho Z_j , Solvência e Liquidez, Capital e Risco, Rentabilidade e Lucratividade, com $j = 1, 2, 3$, podem

apresentar variação contínua no espaço geográfico, em função das coordenadas geográficas.

Uma realização da variável aleatória $Z_j(x)$ é caracterizada em cada valor observado $Z_j(x_i)$ nos locais $x_i = 1, 2, \dots, n$, sendo o local x_i caracterizado pela coordenada geográfica em duas dimensões.

O conjunto de variáveis aleatórias $Z_j(x_1), Z_j(x_2), \dots, Z_j(x_n)$ é um processo estocástico, e o semivariograma é a caracterização das estruturas de correlação das variáveis aleatórias no espaço quando há variação da coordenada geográfica.

O ajuste dos parâmetros do semivariograma, efeito pepita, patamar e alcance, foi obtido por meio do método dos mínimos quadrados ordinários ponderados.

Os critérios para a escolha do modelo que melhor se ajusta aos dados foram o grau de dependência espacial e o resultado da validação.

Após a construção do semivariograma, a inferência dos resultados foi efetuada por meio da técnica de krigagem ordinária.

Para a confecção do mapa de Minas Gerais georreferenciado em coordenadas métricas adotou-se a projeção cônica albers equivalente que, segundo Dieulin et al. (2006), é a mais indicada para estudos envolvendo análise espacial.

Os softwares utilizados para análise foram:

- a) SPSS[®] - Statistical Package for Social Science for Windows, versão 20.0 (IBM COMPANY, 2011), para análises estatísticas;
- b) PIM-DEA[®] - Performance Improvement Management Software for Windows, versão 3.1 (EMROUZNEJAD; THANASSOULIS, 2005), para análise DEA;
- c) ArcGIS[®] Desktop, versão 10.1 (ENVIRONMENTAL SYSTEMS RESEARCH INSTITUTE - ESRI, 2011), para análises geoestatísticas;

- d) Google Earth[®] for Windows, versão 7.1.2.2041 (GOOGLE EARTH, 2014), para georreferenciamento dos dados;
- e) Microsoft Excel 2010[®] para tratamento dos dados.
- f) GeoR: A package for geostatistical analysis. R-NEWS (RIBEIRO e DIGGLE, 2001), para análises estatísticas.

4 ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Neste tópico, as finalidades foram interpretar os resultados, avaliar o significado implícito e examinar as implicações da análise da distribuição e estrutura de dependência espacial da eficiência econômico-financeira de cooperativas de crédito de livre admissão de Minas Gerais.

4.1 Caracterização das cooperativas de crédito de livre admissão

Efetuuou-se a caracterização das 47 cooperativas de crédito de livre admissão filiadas à Sicoob, em Minas Gerais, em função das variáveis utilizadas no estudo.

No Quadro 2 apresenta-se a distribuição de frequências para as cooperativas em função de sua distribuição mesorregional no estado mineiro. De acordo com o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), o estado de Minas Gerais é dividido em 12 mesorregiões, e tal divisão tem importantes implicações quanto à localização das atividades econômicas, sociais e tributárias (MINAS GERAIS, 2015).

A maior concentração de cooperativas está localizada na mesorregião do Triângulo Mineiro e Alto Paranaíba. As mesorregiões com menor número de unidades, apenas uma, são Jequitinhonha, Norte de Minas, Vale do Mucuri, e Vale do Rio Doce.

Quadro 2 Distribuição de frequências das cooperativas de crédito de livre admissão nas mesorregiões mineiras

Mesorregião	Frequência absoluta	Frequência percentual
Campo das Vertentes	2	4,26
Central Mineira	5	10,64
Jequitinhonha	1	2,13
Metropolitana de Belo Horizonte	5	10,64
Noroeste de Minas	3	6,38
Norte de Minas	1	2,13
Oeste de Minas	8	17,02
Sul e Sudoeste de Minas	7	14,89
Triângulo Mineiro e Alto Paranaíba	10	21,28
Vale do Mucuri	1	2,13
Vale do Rio Doce	1	2,13
Zona da Mata	3	6,38
Total	47	100

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

Levando-se em consideração o valor dos Ativos Totais para a classificação do porte da cooperativa, conforme metodologia proposta por Ventura et al. (2009) para uma análise exploratória inicial, no ano de 2012 as cooperativas de menor porte estão localizadas no primeiro quartil do conjunto, cujo valor é de R\$ 32.786.505,53. Os valores do segundo e terceiro quartis são R\$ 49.501.621,52 e R\$ 78.609.535,16. As cooperativas de maior porte possuem Ativos Totais superiores ao valor do terceiro quartil. A diferença entre a cooperativa com maior Ativo Total, DMU 09, e aquela com menor, DMU 27, é de 668,37%, valor bastante expressivo.

No ano de 2013 o valor do primeiro quartil é de R\$ 39.730.556,03, do segundo quartil de R\$ 62.796.000,67, e do terceiro quartil de R\$

102.567.129,70. A diferença entre a cooperativa com maior Ativo Total, DMU 38, e aquela com menor, DMU 27, é de 819,27%, valor muito expressivo.

4.1.1 Caracterização das cooperativas de crédito de livre admissão quanto aos indicadores de solvência e liquidez

Foram calculadas as medidas estatísticas de média, desvio padrão (DP), coeficiente de variação (CV), mínimo, máximo, 1º quartil, mediana e 3º quartil dos indicadores ESD, PDE, EV, e LI, para o ano de 2012 e os resultados são apresentados no Quadro 3.

Quadro 3 Medidas descritivas dos indicadores de Solvência e Liquidez, para o ano de 2012

Descritores	EV	LI	ESD	PDE
Média	0,05	1,68	0,96	0,46
DP	0,03	0,67	0,39	0,11
CV	0,60	0,40	0,41	0,24
Mínimo	0,01	0,73	0,26	0,18
Máximo	0,14	3,61	1,88	0,67
1º quartil	0,03	1,20	0,65	0,38
Mediana	0,05	1,47	0,86	0,46
3º quartil	0,08	2,01	1,22	0,55

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

No Quadro 3 observa-se o valor médio e mediano de 0,05 para o indicador Encaixe Voluntário (EV), com coeficiente de variação 0,60, maior valor do conjunto de indicadores analisado.

O indicador EV denota a capacidade financeira imediata de uma organização creditícia de cobrir os saques contra depósitos à vista, de forma que os baixos valores de média e mediana, menores que 1, implicam em baixas

disponibilidades mantidas pelas cooperativas de crédito em relação aos depósitos à vista.

O indicador de Liquidez Imediata se assemelha ao indicador EV, porém, engloba, além das disponibilidades, as aplicações interfinanceiras de liquidez, que são aplicações financeiras interbancos.

Conforme Assaf Neto (2012), quando o indicador LI é superior a 1, há o indicativo de que a instituição cooperativa tem condições de cobrir os saques contra os depósitos à vista e, ainda, uma parcela dos depósitos a prazo.

O indicador LI apresentou valor médio de 1,68 e mediano de 1,47, valores não muito discrepantes entre si, e CV de 0,40. Dessa forma, verifica-se que as medidas de tendência central apresentadas refletem, em média, resultado positivo quanto à liquidez imediata.

Porém, o valor mínimo do conjunto analisado apresenta cooperativa cujo indicador LI tem valor menor do que 1, o que significa aperto de liquidez imediata. Dessa forma, os gestores devem estar atentos ao fluxo de caixa da organização cooperativa.

O indicador Empréstimo sobre Depósitos (ESD) apresenta o quanto foi captado pela organização cooperativa sob a forma de depósitos para cada \$1,00 de capital emprestado pela instituição. O valor médio do ESD foi de 0,96, o valor mediano de 0,86 e o CV, de 0,41, de forma que os valores de tendência central indicam que para cada \$1,00 emprestado a organização captou menos do que \$1,00.

O valor máximo do conjunto analisado, no que se refere ao indicador ESD, foi de 1,88, denotando a cooperativa que captou \$1,88 para cada \$1,00 emprestado. No outro extremo há cooperativa no conjunto que apresentou valor mínimo de 0,26, ou seja, captou apenas \$0,26 para cada \$1,00 emprestado, o que denota extrema dependência de capital próprio para financiamento das atividades.

O indicador Participação sobre Empréstimos (PDE) apresenta o percentual do ativo total de uma cooperativa aplicado em operações de empréstimo; o valor médio e mediano deste indicador para as cooperativas sob estudo foi de 0,46. As medidas de tendência central, neste caso, indicam que, em média, as cooperativas apresentam boa liquidez, no que se refere ao PDE. Porém, valores baixos de PDE significam boa liquidez, mas com limitações da rentabilidade.

O CV do indicador PDE foi de 0,24, menor valor do conjunto analisado, o que denota maior homogeneidade dos dados em relação aos outros indicadores de liquidez.

Não obstante, foram calculadas as medidas estatísticas de média, desvio padrão (DP), coeficiente de variação (CV), mínimo, máximo, 1º quartil, mediana e 3º quartil dos indicadores ESD, PDE, EV e LI, para o ano de 2013. Os resultados para o referido ano são apresentados no Quadro 4.

Quadro 4 Medidas descritivas dos indicadores de Solvência e Liquidez, para o ano de 2013

Descritores	EV	LI	ESD	PDE
Média	0,08	1,97	0,88	0,43
DP	0,05	0,73	0,36	0,09
CV	0,63	0,37	0,41	0,21
Mínimo	0,02	0,92	0,34	0,24
Máximo	0,23	4,40	1,75	0,61
1º quartil	0,04	1,43	0,58	0,35
Mediana	0,07	1,86	0,74	0,43
3º quartil	0,12	2,21	1,15	0,49

Fonte: Dados da Pesquisa (2015)

No Quadro 4 apresentam-se os valores médios de 0,8 e mediano de 0,7 para o indicador EV, com coeficiente de variação 0,63, maior valor do grupo de indicadores analisado.

Os baixos valores de média e mediana, menores que 1, implicam em baixas disponibilidades mantidas pelas cooperativas de crédito em relação aos depósitos à vista.

O indicador LI apresentou valor médio de 1,97, valor mediano de 1,86, valores não muito discrepantes entre si, e CV de 0,37. Verifica-se que as medidas de tendência central calculadas refletem, em média, resultado positivo quanto à liquidez imediata. Porém, o valor mínimo do conjunto analisado apresenta a cooperativa cujo indicador LI tem valor menor do que 1, o que significa aperto de liquidez imediata.

O valor médio do ESD foi de 0,88, o valor mediano de 0,74 e o CV de 0,41, de forma que as medidas de tendência central calculadas indicam que, para cada \$1,00 emprestado, a organização captou menos do que \$1,00.

O valor máximo do conjunto analisado, no que se refere ao indicador ESD, foi de 1,75, o que denota a captação de \$1,75 para cada \$1,00 emprestado. No outro extremo há cooperativa no conjunto que apresentou valor mínimo de 0,34, ou seja, captou apenas \$0,34 para cada \$1,00 emprestado. Neste caso há a evidência de dependência do capital próprio para financiamento das atividades.

O valor médio e mediano do indicador PDE para as cooperativas sob estudo foi de 0,43. As medidas de tendência central, neste caso, indicam que, em média, as cooperativas apresentam boa liquidez no que se refere ao PDE.

O CV do indicador PDE foi de 0,21, menor valor do conjunto analisado, o que denota maior homogeneidade dos dados em relação aos outros indicadores de liquidez.

4.1.2 Caracterização das cooperativas de crédito de livre admissão quanto a seus indicadores de capital e risco

Foram calculadas as medidas estatísticas de média, desvio padrão (DP), coeficiente de variação (CV), mínimo, máximo, 1º quartil, mediana e 3º quartil dos indicadores ICP, IF, LEV e RCD, para o ano de 2012. Os resultados são apresentados no Quadro 5.

Quadro 5 Medidas descritivas dos indicadores de Capital e Risco, para o ano de 2012

Descritores	IF	LEV	RCD	ICP
Média	0,22	4,72	0,45	0,28
DP	0,04	0,98	0,16	0,11
CV	0,18	0,21	0,36	0,39
Mínimo	0,14	3,10	0,23	0,11
Máximo	0,32	7,15	0,83	0,53
1º Quartil	0,18	3,83	0,31	0,20
Mediana	0,22	4,63	0,41	0,24
3º Quartil	0,26	5,41	0,55	0,35

Fonte: Dados da Pesquisa (2015)

O indicador Independência Financeira (IF) apresenta a proporção de financiamento do ativo total por meio do patrimônio líquido, de forma que quanto maior, menor o risco operacional em função de o patrimônio líquido atuar como *funding* dos ativos.

O indicador IF apresentou valor médio e mediano de 0,22, com CV de 0,18, menor valor do conjunto analisado, o que denota o baixo financiamento dos ativos tendo o patrimônio líquido como *funding*.

O valor máximo do indicador IF no conjunto analisado é de 0,32, valor abaixo de 1, corroborando o fato de que as cooperativas de crédito sob estudo

apresentam baixa participação de capital próprio como fonte de aplicações de recursos no ativo total.

O indicador Leverage, LEV, é o inverso do indicador IF, de forma que quanto menor este maior aquele. O valor médio do LEV foi de 4,72 e o valor mediano de 4,63, apresentando CV de 0,21. O indicador LEV indica que, em média, no conjunto analisado, há baixo nível de financiamento do ativo total tendo o patrimônio líquido com *funding*.

Os indicadores IF e LEV denotam grande dependência de capital de terceiros como fonte financiadora dos ativos totais das cooperativas.

A relação capital/depositantes, RCD, indica quanto do capital próprio da cooperativa foi aplicado em relação à captação de recursos por meio de depósitos totais. Valores baixos deste indicador representam alta dependência de capital de terceiros.

O indicador RCD apresentou valor médio de 0,45 e valor mediano de 0,41, com CV de 0,36. Os baixos valores médio e mediano do indicador, bem menores que 1, indicam forte dependência de capital de terceiros como fonte financiadora dos empréstimos.

O indicador ICP, imobilização do capital próprio, apresenta a proporção do ativo fixo que está sendo financiado por meio de capital próprio. Este indicador apresentou valor médio de 0,28 e valor mediano de 0,24, com CV de 0,39, maior valor do conjunto considerado. Os baixos valores do indicador ICP indicam que o ativo fixo está sendo financiado com recursos próprios, ou seja, em média, para cada \$100,00 de patrimônio líquido, há a aplicação de \$28,00 de ativo fixo.

O valor máximo do conjunto analisado para o indicador ICP, cujo valor é 0,53, indica que mesmo a cooperativa com o pior índice apresenta uma aplicação no ativo fixo de \$53,00 para cada \$100,00 de patrimônio líquido, ou seja, situação confortável, com relação a este indicador.

Também foram calculadas as medidas estatísticas de média, desvio padrão (DP), coeficiente de variação (CV), mínimo, máximo, 1º quartil, mediana e 3º quartil dos indicadores ICP, IF, LEV e RCD, para o ano de 2013, cujos resultados são apresentados no Quadro 6.

Quadro 6 Medidas descritivas dos indicadores de Capital e Risco, para o ano de 2013

Descritores	IF	LEV	RCD	ICP
Média	0,21	4,88	0,43	0,26
DP	0,04	1,00	0,16	0,11
CV	0,19	0,20	0,37	0,42
Mínimo	0,14	3,39	0,24	0,09
Máximo	0,30	7,39	0,79	0,56
1º quartil	0,18	4,03	0,29	0,17
Mediana	0,21	4,88	0,42	0,23
3º quartil	0,25	5,49	0,58	0,34

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

O indicador IF apresentou valor médio e mediano de 0,21, com CV de 0,19, menor valor do conjunto analisado, o que denota baixa utilização do Patrimônio líquido como *funding* dos ativos.

O valor máximo do indicador IF no conjunto analisado, 0,30, bem abaixo de 1, atesta o fato de que há baixa participação de capital próprio no financiamento do ativo total, o que denota alta dependência de capital de terceiros por parte das cooperativas de crédito sob estudo.

O valor médio e mediano do LEV foi de 4,88, apresentando CV de 0,20. O indicador LEV reforça o fato de que, em média, no conjunto pesquisado, há baixo nível de financiamento do ativo total tendo o patrimônio líquido com *funding*.

Os indicadores IF e LEV evidenciam a grande dependência de capital de terceiros como origem de recursos para aplicação nos ativos totais das cooperativas.

O indicador RCD apresentou valor médio de 0,43 e valor mediano de 0,42, com CV de 0,37. Os baixos valores médio e mediano do indicador asseveram a forte sujeição ao capital de terceiros como fonte de recursos para a atividade econômica dos empréstimos.

O indicador ICP apresentou valor médio de 0,26, e valor mediano de 0,23, com CV de 0,42, maior valor do coeficiente de variação do grupo considerado. Os reduzidos valores de tendência central do indicador ICP assinalam que o ativo fixo está sendo financiado com recursos próprios, ou seja, em média, para cada \$100,00 de patrimônio líquido há a aplicação de \$26,00 de Ativo Fixo.

O valor máximo do grupo considerado para o indicador ICP, cujo valor é 0,56, assinala a cooperativa apresenta uma aplicação no ativo fixo de \$56,00 para cada \$100,00 de patrimônio líquido.

4.1.3 Caracterização das cooperativas de crédito de livre admissão quanto a seus indicadores de rentabilidade e lucratividade

Foram calculadas as medidas estatísticas de média, desvio padrão (DP), coeficiente de variação (CV), mínimo, máximo, 1º quartil, mediana e 3º quartil dos indicadores RSPL, RSIT, ML, MF, LA, CMC, JP e EF. Os resultados para o ano de 2012 são apresentados no Quadro 7.

Quadro 7 Medidas descritivas dos indicadores de Rentabilidade e Lucratividade, para o ano de 2012

Descritores	RSPL	RSIT	ML	MF	LA	CMC	JP	EF
Média	0,09	0,02	0,15	0,08	0,13	0,08	0,07	0,70
DP	0,04	0,01	0,07	0,02	0,02	0,01	0,02	0,16
CV	0,44	0,50	0,47	0,25	0,15	0,13	0,29	0,23
Mínimo	0,02	0,01	0,03	0,01	0,06	0,06	0,04	0,36
Máximo	0,16	0,04	0,30	0,12	0,18	0,11	0,12	1,01
1º quartil	0,06	0,01	0,09	0,06	0,11	0,08	0,05	0,58
Mediana	0,09	0,02	0,15	0,08	0,13	0,08	0,06	0,67
3º quartil	0,11	0,03	0,21	0,10	0,14	0,09	0,07	0,84

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

O indicador Retorno sobre o Patrimônio Líquido (RSPL) visa identificar o retorno que o investimento feito por meio do capital próprio está proporcionando aos investidores.

Para o grupo estudado o RSPL médio e mediano apresentou valor igual a 0,09 e o CV apresentou valor de 0,44. Neste caso, o retorno médio foi de \$ 0,09 para cada \$1,00 investido, valor baixo para os padrões de mercado, pois a rentabilidade média das cooperativas de crédito de livre admissão em todos os sistemas cooperativos, segundo dados do Banco Central, em 2012, apresentou valor de 11,12% (ALVES, 2015).

A cooperativa que obteve melhor indicador RSPL apresentou valor máximo no conjunto de 0,16, valor expressivo em relação à taxa de retorno do setor na época, ou seja, retorno de \$ 0,16 para cada \$1,00 investido.

O indicador de Retorno sobre o Investimento Total, RSIT, apresenta a rentabilidade dos investimentos, ou seja, o retorno obtido por meio dos investimentos de capital próprio e de terceiros no ativo total. O valor médio e mediano do RSIT, no conjunto estudado, é igual a 0,02, com CV de 0,50, maior valor do conjunto considerado. O retorno sobre o investimento total médio, neste

caso, foi de \$0,02 para cada \$1,00 investido por meio de capital próprio e de terceiros.

Como o valor médio do RSPL, 0,09, é discrepante do valor médio do RSIT, 0,02 (350% de diferença), percebe-se que as cooperativas necessitam de melhor qualidade no gerenciamento da rentabilidade dos ativos e gerenciamento dos juros passivos.

O valor máximo do indicador RSIT foi de 0,04, o que indica a necessidade de melhoria no gerenciamento da rentabilidade dos ativos. O valor mínimo do RSIT foi muito próximo de zero, indicando que o retorno foi mínimo em relação ao investimento total.

O indicador Margem Líquida, ML, apresenta a lucratividade da operação creditícia em função do montante de receita de intermediação financeira. É um indicador que reflete a obtenção de resultados positivos em função do gerenciamento adequado dos ativos e passivos.

O valor médio e mediano do indicador ML é de 0,15, com CV igual a 0,47. Em média, para cada \$1,00 de receita de intermediação financeira houve \$0,15 de lucro líquido.

Dos valores máximo e mínimo do ML, respectivamente, 0,30 e 0,03, depreende-se que há cooperativas que obtêm resultados bastante interessantes no gerenciamento dos ativos e passivos, e cooperativas que obtêm resultados pouco expressivos.

O indicador de Margem Financeira, MF, indica o montante de resultado operacional em função dos investimentos totais. O valor médio e mediano do indicador MF é igual a 0,08, com CV igual a 0,25. Confrontando-se o indicador RSIT, cujo valor médio é igual a 0,02, com o indicador MF, depreende-se que as cooperativas, em média, têm elevados valores das contas não operacionais, como impostos sobre atos não cooperativos, despesas não operacionais, destinações legais e estatutárias, dentre outras.

A Lucratividade dos Ativos, LA, expõe a capacidade dos ativos totais em promover receitas de intermediação financeira. Para o conjunto analisado, o indicador LA apresentou valores médio e mediano iguais a 0,13, com CV de 0,15, menor valor do conjunto considerado. Os resultados das medidas de tendência central indicam que para cada \$1,00 investido nos ativos totais houve receita de intermediação financeira da ordem de \$0,13.

A composição do valor máximo do indicador LA no conjunto analisado foi de receita de intermediação financeira de \$0,18 para cada \$1,00 investido nos ativos totais, e o valor mínimo foi de \$0,06 para cada \$1,00.

O indicador Custo Médio de Captação, CMC, denota o nível das despesas financeiras de captação em relação aos depósitos a prazo. Para o grupo de cooperativas analisado, o valor médio e mediano do indicador CMC é de 0,08, apresentando CV de 0,01, menor valor do conjunto considerado.

Em média, para cada \$1,00 de capital de terceiros captado na modalidade dos depósitos a prazo, há \$ 0,08 de despesas financeiras de captação.

Do indicador juros passivos (JP) depreende-se a proporção das despesas de intermediação financeira em relação aos capitais de terceiros e próprio. É o custo das fontes de financiamento da cooperativa.

No caso em estudo, o grupo de cooperativas apresentou valor de JP médio de 0,07 e mediano de 0,06, com CV de 0,29.

Para o indicador JP, em média, para cada \$1,00 de Passivo Total, \$0,07 são despesas de intermediação financeira, denotando baixo custo das fontes de financiamento, seja por meio de recursos próprios ou de terceiros.

O indicador de Eficiência, EF, denota a relação entre as despesas operacionais incorridas no exercício social e as receitas de intermediação financeira, de forma a se depreender a produtividade da cooperativa.

Para o conjunto de cooperativa analisado, o indicador EF apresenta valor médio de 0,70 e valor mediano de 0,67, com CV de 0,23. Verifica-se que, em média, para cada \$1,00 de entrada por meio de receitas de intermediação houve gasto de \$0,70 com despesas de custo operacional.

Ao se comparar o indicador ML com o indicador EF, cujos valores médios foram de 0,15 e 0,70, respectivamente, depreende-se que, em média, há um gasto elevado com as despesas operacionais.

Não obstante, foram calculadas as medidas estatísticas de média, desvio padrão (DP), coeficiente de variação (CV), mínimo, máximo, 1º quartil, mediana e 3º quartil dos indicadores RSPL, RSIT, ML, MF, LA, CMC, JP e EF, para o ano de 2013, cujos resultados são apresentados no Quadro 8.

Quadro 8 Medidas descritivas dos indicadores do grupo Rentabilidade e Lucratividade, para o ano de 2013

Descritores	RSPL	RSIT	ML	MF	LA	CMC	JP	EF
Média	0,08	0,02	0,15	0,07	0,11	0,07	0,06	0,76
DP	0,03	0,01	0,08	0,02	0,02	0,01	0,01	0,16
CV	0,38	0,50	0,53	0,29	0,18	0,14	0,17	0,21
Mínimo	0,00	0,00	0,01	0,02	0,06	0,06	0,03	0,42
Máximo	0,17	0,04	0,37	0,11	0,15	0,09	0,10	1,17
1º quartil	0,06	0,01	0,09	0,05	0,09	0,07	0,05	0,63
Mediana	0,07	0,01	0,15	0,07	0,11	0,07	0,05	0,77
3º quartil	0,09	0,02	0,20	0,08	0,13	0,08	0,06	0,86

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

Para o grupo estudado, o valor do RSPL médio é igual a 0,08, o RSPL mediano é igual a 0,07 e o CV apresentou valor 0,38. Depreende-se que o retorno médio foi de \$ 0,08 para cada \$1,00 investido. Em comparação com o retorno médio proporcionado pelos bancos comerciais privados em 2013, que

apresentaram valor de 18,5% (DEPARTAMENTO INTERSINDICAL DE ESTATÍSTICA E ESTUDOS SOCIOECONÔMICOS - DIEESE, 2015), o RSPL das cooperativas foi menor.

A cooperativa que apresentou melhor retorno do grupo considerado, o valor máximo, obteve indicador RSPL no valor de 0,17, valor inferior à rentabilidade média dos bancos comerciais privados, ou seja, retorno de \$ 0,17 para cada \$1,00 investido.

O valor médio do indicador RSIT é igual a 0,02 e o valor mediano é igual a 0,01, com CV de 0,50. O retorno sobre o investimento total médio, neste caso, foi de \$0,02 para cada \$1,00 investido por meio de capital próprio e de terceiros.

Ao se comparar o valor médio do RSPL, 0,08, com o valor médio do RSIT, 0,02, verifica-se uma diferença de 300%, o que corrobora a necessidade de melhor qualidade no gerenciamento da rentabilidade dos ativos e gestão dos juros passivos.

A cooperativa que apresentou melhor retorno sobre os investimentos, 0,04, valor máximo no grupo considerado, também necessita de melhoria no gerenciamento da rentabilidade dos ativos, pois tal resultado ainda é passível de incrementos. O valor mínimo do RSIT aproximou-se muito de zero, denotando mínimo retorno em relação ao investimento total.

O valor médio e mediano do indicador ML é de 0,15, com CV igual a 0,53, maior valor do conjunto analisado. Em média, para cada \$1,00 de receita de intermediação financeira, houve \$0,15 de lucro líquido.

Ao se comparar as cooperativas que apresentaram valores máximo e mínimo do indicador ML, respectivamente, 0,37 e 0,01, depreende-se que há bons resultados no gerenciamento dos ativos e passivos, e resultados pouco expressivos, confirmando a heterogeneidade do grupo.

O valor médio e mediano do indicador MF é igual a 0,07, com CV igual a 0,29. Verifica-se, ao se confrontar o indicador RSIT, que apresentou valor médio de 0,02, com o indicador MF, cujo valor médio é 0,07, que as cooperativas sob análise apresentam elevados valores das contas não operacionais, como impostos sobre atos não cooperativos³, despesas não operacionais, destinações legais e estatutárias, dentre outras.

Para o conjunto analisado, o indicador LA apresentou valores médio e mediano iguais a 0,11, com CV igual a 0,18. Os resultados das medidas de tendência central indicam que, para cada \$1,00 investido nos ativos totais, houve receita de intermediação financeira no valor de \$0,11.

O valor máximo do indicador LA no conjunto apresentou o valor de 0,15, obtendo como receita de intermediação financeira \$0,15 para cada \$1,00 investido nos ativos totais, e a cooperativa que apresentou valor mínimo obteve \$0,06 para cada \$1,00 investido.

Para o grupo de cooperativas analisado, o valor médio e mediano do indicador CMC é de 0,07, com CV de 0,14, menor valor do grupo considerado.

Dessa forma, em média, para cada \$1,00 de capital de terceiros captado na modalidade dos depósitos a prazo, há \$ 0,07 de despesas financeiras de captação. Como o CV denota homogeneidade nos dados, verifica-se, por meio das medidas de tendência central apresentadas, que os gastos com a remuneração dos depósitos a prazo não é elevada.

Para o grupo estudado, o valor médio do indicador JP é 0,06 e o valor mediano de 0,05, com CV de 0,17.

Neste caso, em média, para cada \$1,00 de capital de terceiros, \$0,06 são despesas de intermediação financeira, denotando baixo custo das fontes de financiamento (capital próprio ou de terceiros).

³ Os atos não cooperativos são aqueles em que há operações com terceiros não associados.

Para o conjunto de cooperativa analisado, o indicador EF apresenta valor médio de 0,76 e valor mediano de 0,77, com CV de 0,21. Neste caso, em média, para cada \$1,00 de entrada por meio de receitas de intermediação financeira, houve gasto de \$0,76 com despesas de cunho operacional.

Ao se comparar os indicadores ML e EF, cujos valores médios foram, respectivamente, 0,15 e 0,76, conclui-se que, em média, há um gasto elevado com as despesas operacionais.

4.2 Eficiência de cooperativas de crédito de livre admissão de Minas Gerais

Esta seção apresenta os resultados da análise DEA para os grupos de indicadores Solvência e Liquidez, Capital e Risco, e Rentabilidade e Lucratividade, para os anos de 2012 e 2013, das cooperativas de crédito de livre admissão.

A análise seguiu as etapas de análise exploratória de dados para a verificação da presença de *outliers*, seleção de variáveis para composição dos modelos de DEA e análise da eficiência por meio da metodologia DEA das cooperativas de crédito de livre admissão.

Das cooperativas de crédito analisadas, três apresentaram indicadores negativos no grupo Rentabilidade e Lucratividade. Em todos os casos houve prejuízo nos anos de 2012 e, ou 2013, afetando os indicadores cuja composição consta a conta sobras, no caso RSPL, RSIT e ML.

Como os modelos DEA não suportam *inputs* e, ou *outputs* menores do que zero, sendo esta uma das restrições dos modelos DEA, as cooperativas que apresentaram tal fenômeno, DMUs 19, 20, e 27, foram excluídas da análise.

Dessa forma, a análise de eficiência por meio da DEA para o grupo Rentabilidade e Lucratividade contou com 44 DMUs, e não 47, como nos casos dos grupos Solvência e Liquidez, e Capital e Risco.

4.2.1 Análise exploratória para verificação da presença de *outliers* para os grupos Solvência e Liquidez, Capital e Risco, e Rentabilidade e Lucratividade, para os anos de 2012 e 2013

Para a seleção adequada do modelo a ser utilizado na análise DEA as variáveis em estudo, quais sejam os indicadores de desempenho econômico-financeiros, foram submetidas à análise estatística exploratória de dados, mais especificamente a análise do gráfico *Boxplot*.

4.2.1.1 Análise exploratória dos indicadores do Grupo Solvência e Liquidez

Com relação ao ano de 2012, conforme *boxplots* apresentados no Gráfico 3, há a presença de *outliers* na variável Liquidez Imediata (LI) – DMUs 18 e 27.

No que se refere ao ano de 2013, conforme *boxplots* apresentados no Gráfico 4, há a presença de *outliers* nas variáveis Encaixe Voluntário (EV) – DMU 25 e Liquidez Imediata (LI) – DMUs 18, e 27.

As cooperativas consideradas *outliers*, tanto em 2012 quanto em 2013, pertencem ao conjunto daquelas com maior valor em ativos totais, em valores absolutos, quando comparadas às outras cooperativas analisadas, o que as distingue das demais em função do porte.

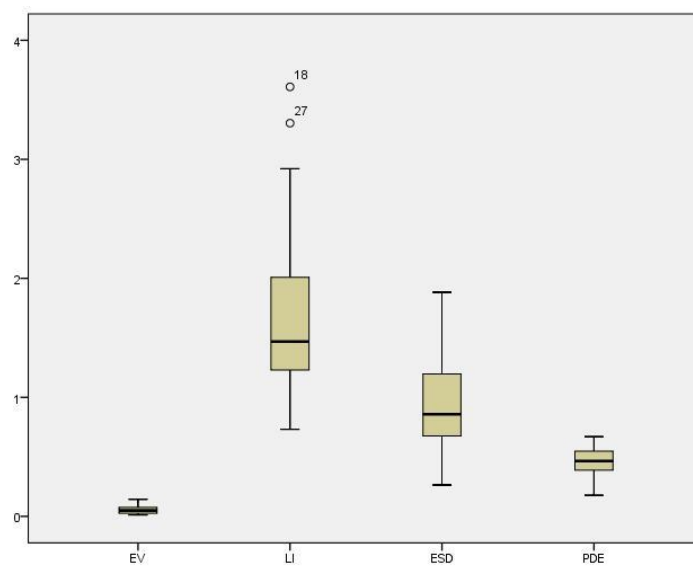


Gráfico3 *Boxplots* para verificação de *outliers* para o grupo Solvência e Liquidez, no ano de 2012
 Fonte: Dados da pesquisa (2015)

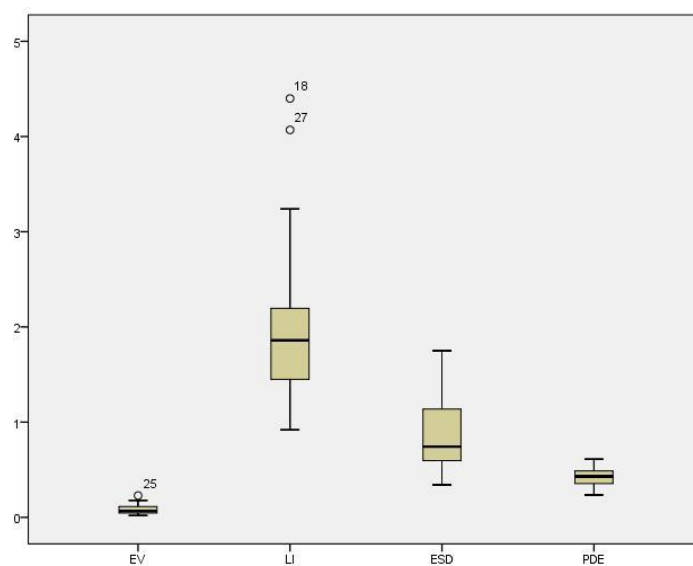


Gráfico 4 *Boxplots* para verificação de *outliers* para o grupo Solvência e Liquidez, no ano de 2013
 Fonte: Dados da pesquisa (2015)

Diante do exposto, para a modelagem da análise por envoltória de dados para o grupo Solvência e Liquidez, tanto para o ano de 2012 quanto para o ano de 2013, será utilizado o modelo BCC, para retornos variáveis de escala.

4.2.1.2 Análise exploratória dos indicadores do grupo capital e risco

Com relação aos anos de 2012 e 2013, conforme *boxplots* apresentados nos Gráficos 5 e 6, não há a presença de *outliers* nas variáveis analisadas.

Diante do exposto, para a modelagem da análise por envoltória de dados para o grupo Capital e Risco, tanto para o ano de 2012 quanto para o ano de 2013, foi utilizado o modelo CCR, para retornos constantes de escala em função da não distinção das cooperativas por porte para as variáveis do grupo em estudo.

Neste caso, entende-se que não há distinção dos resultados dos indicadores de Capital e Risco das cooperativas em função do porte, ou seja, mesmo que haja distinção por porte em função do ativo total não há retornos crescentes ou decrescentes de escala influenciando nos resultados dos indicadores do grupo em estudo.

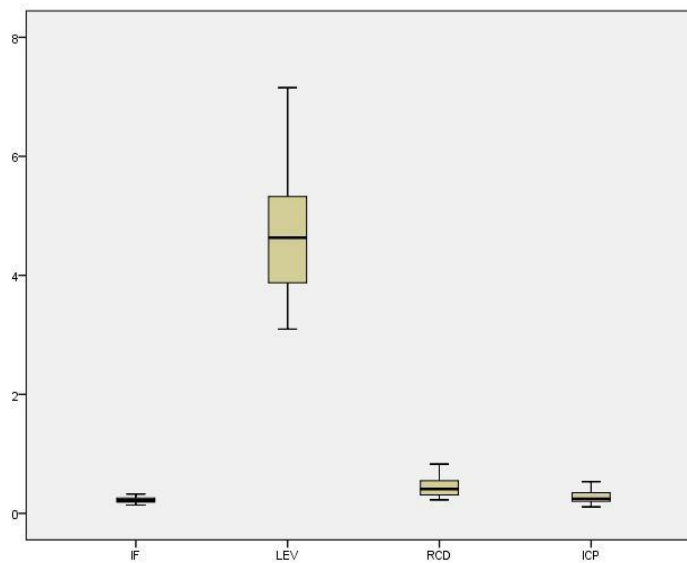


Gráfico 5 *Boxplots* para verificação de *outliers* para o grupo Capital e Risco, no ano de 2012

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

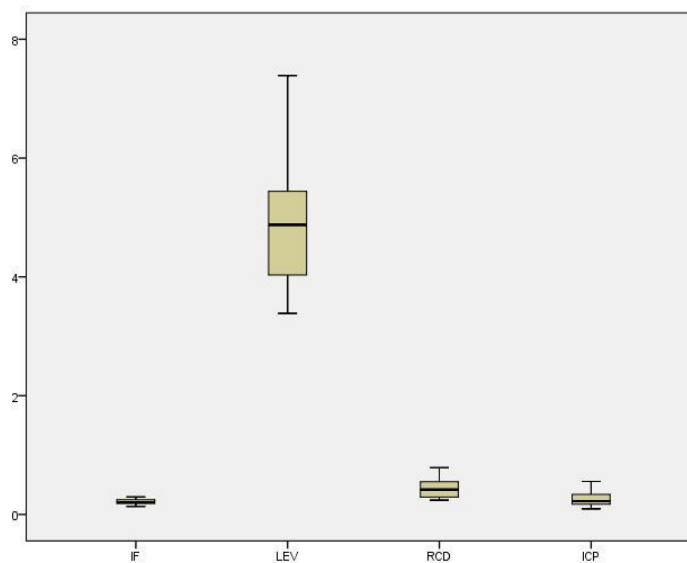


Gráfico 6 *Boxplots* para verificação de *outliers* para o grupo Capital e Risco, no ano de 2013

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

4.2.1.3 Análise exploratória dos indicadores do grupo rentabilidade e lucratividade

Com relação ao ano de 2012, conforme *boxplots* apresentados no Gráfico 7, há a presença de *outliers* nas variáveis margem financeira (MF) – DMU 44; lucratividade dos ativos – DMU 8 e juros passivos – DMUs 20, 36, 44.

No que se refere ao ano de 2013, conforme *boxplots* apresentados no Gráfico 8, há a presença de *outliers* nas variáveis retorno sobre o patrimônio líquido – DMUs 9, 10, 13, 16, 33, e 42; margem líquida – DMU 13; custo médio de captação (CMC) – DMUs 33 e 27 e Juros Passivos (JP) – DMUs 6 e 36.

Diante do exposto, para a modelagem da análise por envoltória de dados para o grupo Rentabilidade e Lucratividade, tanto para o ano de 2012 quanto para o ano de 2013, utilizou-se o modelo BCC, para retornos variáveis de escala.

Neste caso, entende-se que há distinção dos resultados dos indicadores de rentabilidade e lucratividade das cooperativas em função da variável porte, ou seja, possivelmente, a distinção por porte em função do ativo total redundando em retornos crescentes ou decrescentes de escala, influenciando, assim, os resultados dos indicadores do grupo em estudo.

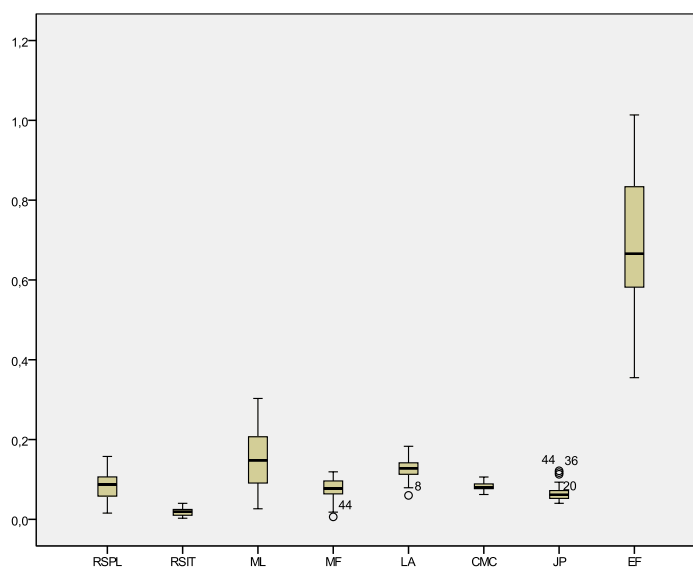


Gráfico 7 *Boxplots* para verificação da presença *outliers* para o grupo Rentabilidade e Lucratividade, no ano de 2012
 Fonte: Dados da pesquisa (2015)

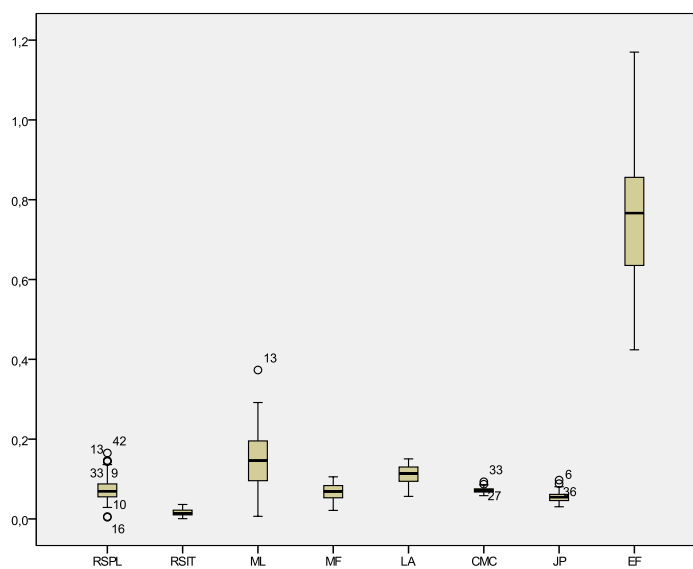


Gráfico 8 *Boxplots* para verificação de *outliers* para o grupo Rentabilidade e Lucratividade, para o ano de 2013
 Fonte: Dados da pesquisa (2015)

4.2.2 Seleção de variáveis do modelo DEA para os grupos Solvência e Liquidez, Capital e Risco, e Rentabilidade e Lucratividade, para os anos de 2012 e 2013

O número de DMUs deve ser pelo menos o dobro da soma do número de *inputs* e *outputs*, conforme Fitzsimmons e Fitzsimmons (2014), porém, mesmo sendo esta relação atendida neste trabalho, o método *stepwise* I-O para seleção de variáveis a compor o modelo de análise por envoltória de dados foi conduzido, com a finalidade de proporcionar a melhor discriminação possível.

4.2.2.1 Seleção de variáveis do modelo DEA para o grupo Solvência e Liquidez, para o ano de 2012

Inicialmente, foi feito o estudo das relações entre as variáveis do grupo Solvência e Liquidez para o ano de 2012, por meio da análise de correlação.

Com base na matriz de correlações, conforme Quadro 9, as variáveis de *input* ESD e PDE estão fortemente correlacionadas: 0,912, com P-valor de 0,001. De acordo com Dancey e Reidy (2006), valores de coeficiente de correlação acima de 0,7 implicam em correlação forte.

Quadro 9 Matriz de correlações das variáveis do grupo Solvência e Liquidez, para o ano de 2012

	EV	LI	ESD	PDE
EV	1,000	-0,223	0,162	0,203
LI	-0,223	1,000	-0,619	-0,664
ESD	0,162	-0,619	1,000	0,912
PDE	0,203	-0,664	0,912	1,000

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

Com base nos resultados encontrados na matriz de correlações, os coeficientes de correlação entre a variável de *input* ESD e as variáveis de *output* EV e LI foram: 0,162, com P-valor 0,138 para ESD e EV, e -0,619, com P-valor 0,001 para ESD e LI. Há apenas uma correlação significativa.

Com base na matriz de correlações, os coeficientes de correlação entre a variável de *input* PDE e as variáveis de *output* EV e LI foram: 0,203, com P-valor 0,085 para PDE e EV, e -0,664, com P-valor 0,001 para PDE e LI. Há apenas uma correlação significativa.

Levando-se em consideração o fato de que há o mesmo número de correlações significativas entre a variável ESD, a variável PDE e as variáveis de *output* a variável ESD não foi incluída no modelo pelo fato de o valor absoluto de sua correlação significativa com a variável de *output* ser menor do que o valor absoluto da correlação entre a variável PDE e a variável de *output*.

Após a análise da matriz de correlações, o método de seleção de variáveis *stepwise* I-O foi aplicado. O maior coeficiente de correlação absoluto para seleção do par inicial *input-output* pelo método *Stepwise* I-O foi 0,664, com P-valor de 0,001, atribuído à variável de *input* PDE e a variável de *output* LI.

A análise DEA foi conduzida para se obter o resultado do primeiro vetor de eficiência, denominado Vetor 1. O modelo utilizado foi o BCC, orientado a *input*, sendo a variável de entrada ESD e a variável de saída LI.

Calculou-se o coeficiente de correlação entre o vetor de eficiência para o primeiro par *input-output*, Vetor 1, e a outra variável, no caso EV.

A variável EV foi incluída no modelo, haja vista que é variável de *output* e apresentou coeficiente de correlação negativo -0,207, com significância de 0,044, com o Vetor 1.

As variáveis selecionadas para compor o modelo de análise de eficiência foram:

I) *input*: PDE;

II) *output*: LI e EV.

4.2.2.2 Seleção de variáveis do modelo DEA para o grupo Solvência e Liquidez, para o ano de 2013

Inicialmente, foi feito o estudo da relação entre as variáveis do grupo Solvência e Liquidez para o ano de 2013, por meio da análise de correlação.

Com base na matriz de correlações, conforme Quadro 10, as variáveis de *input* ESD e PDE estão fortemente correlacionadas: 0,877, com P-valor de 0,001.

Quadro 10 Matriz de correlações das variáveis do grupo Solvência e Liquidez, para o ano de 2013

	EV	LI	ESD	PDE
EV	1,000	-0,248	0,087	0,125
LI	-0,248	1,000	-0,356	-0,455
ESD	0,087	-0,356	1,000	0,877
PDE	0,125	-0,455	0,877	1,000

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

Com base nos resultados encontrados na matriz de correlações, os coeficientes de correlação entre a variável de *input* ESD e as variáveis de *output* EV e LI foram: 0,087, com P-valor 0,281 para ESD e EV, e -0,356, com P-valor 0,007 para ESD e LI. Há apenas uma correlação significativa.

Com base na matriz de correlações, os coeficientes de correlação entre a variável de *input* PDE e as variáveis de *output* EV e LI foram: 0,125, com P-valor 0,202 para PDE e EV, e -0,455, com P-valor 0,001 para PDE e LI. Dessa forma, verifica-se que há apenas uma correlação significativa.

Há o mesmo número de correlações significativas entre a variável ESD e as variáveis de *output*, e a variável PDE e as variáveis de *output*. Porém, a

variável ESD não foi incluída no modelo pelo fato de o valor absoluto de sua correlação significativa com a variável de *output* ser menor que o valor absoluto da correlação entre a variável PDE e a variável de *output*.

Após a análise das correlações, o método de seleção de variáveis *stepwise* I-O foi aplicado. O maior coeficiente de correlação absoluto para seleção do par inicial *input-output* pelo método *stepwise* I-O foi 0,455, com P-valor de 0,001, atribuído à variável de *input* PDE e a variável de *output* LI.

A análise DEA foi conduzida para se obter o resultado do primeiro vetor de eficiência, denominado Vetor 1. O modelo utilizado foi o BCC, orientado a *input*, sendo a variável de entrada PDE e a variável de saída LI.

Calculou-se o coeficiente de correlação entre o vetor de eficiência para o primeiro par *input-output*, Vetor 1, e a outra variável, no caso EV.

A variável EV foi incluída no modelo, haja vista que é variável de *output* e apresentou coeficiente de correlação negativo -0,227, com significância de 0,049, com o Vetor 1.

As variáveis selecionadas para compor o modelo de análise de eficiência foram:

- I) *input*: PDE;
- II) *output*: LI e EV.

4.2.2.3 Seleção de variáveis do modelo DEA para o grupo Capital e Risco, para o ano de 2012

Inicialmente, foi feito o estudo da relação entre as variáveis do grupo Capital e Risco para o ano de 2012, por meio da análise de correlação.

Com base na matriz de correlações, conforme Quadro 11, as variáveis de *output* IF e RCD estão fortemente correlacionadas, com valor 0,843 apresentando P-valor de 0,001.

Quadro 11 Matriz de correlações das variáveis do grupo Capital e Risco, para o ano de 2012

	ICP	LEV	IF	RCD
ICP	1,000	0,650	-0,622	-0,346
LEV	0,650	1,000	-0,978	-0,818
IF	-0,622	-0,978	1,000	0,843
RCD	-0,346	-0,818	0,843	1,000

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

Com base nos resultados encontrados na matriz de correlações, os coeficientes de correlação entre a variável de *output* IF e as variáveis de *input* ICP e LEV foram: - 0,622, com P-valor 0,001 para IF e ICP, e -0,978, com P-valor 0,001 para IF e LEV. Há, portanto, duas correlações significativas.

Com base na matriz de correlações, os coeficientes de correlação entre a variável de *output* RCD e as variáveis de *input* ICP e LEV foram: - 0,346, com P-valor 0,009 para RCD e ICP, e -0,818, com P-valor 0,001 para RCD e LEV. Há duas correlações significativas.

Levando-se em consideração o fato de que há o mesmo número de correlações significativas entre a variável IF, a variável RCD e as variáveis de *input*, a variável RCD não foi incluída no modelo pelo fato de o valor absoluto de suas correlações significativas com as variáveis de *input* ser menor do que o valor absoluto das correlações significativas entre a variável IF e as variáveis de *input*.

Após a análise da matriz de correlações, o método de seleção de variáveis *stepwise* I-O foi aplicado. O maior coeficiente de correlação absoluto, para seleção do par inicial *input-output* pelo método *stepwise* I-O foi 0,978, com P-valor 0,001, atribuído à variável de *input* LEV e a variável de *output* IF.

A análise DEA foi conduzida para se obter o resultado do primeiro vetor de eficiência, denominado Vetor 1. O modelo utilizado foi o CCR, orientado a *input*, sendo a variável de entrada LEV e a variável de saída IF.

Calculou-se o coeficiente de correlação entre o vetor de eficiência para o primeiro par *input-output*, Vetor 1, e a outra variável, no caso ICP.

A variável ICP não foi incluída no modelo, haja vista que é variável de *input* e apresentou coeficiente de correlação negativo -0,600, com P-valor 0,001, com o Vetor 1.

As variáveis selecionadas para compor o modelo de análise de eficiência foram:

I) *input*: LEV;

II) *output*: IF.

4.2.2.4 Seleção de variáveis do modelo DEA para o grupo Capital e Risco, para o ano de 2013

Primeiramente, foi feito o estudo da relação entre as variáveis do grupo Capital e Risco para o ano de 2013, por meio da análise de correlação.

Com base na matriz de correlações, conforme Quadro 12, as variáveis de *output* IF e RCD estão fortemente correlacionadas, com valor 0,790 e P-valor de 0,001.

Quadro 12 Matriz de correlações das variáveis do grupo Capital e Risco, para o ano de 2013

	ICP	LEV	IF	RCD
ICP	1,000	0,561	-0,542	-0,303
LEV	0,561	1,000	-0,977	-0,772
IF	-0,542	-0,977	1,000	0,790
RCD	-0,303	-0,772	0,790	1,000

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

Com base nos resultados encontrados na matriz de correlações, os coeficientes de correlação entre a variável de *output* IF e as variáveis de *input* ICP e LEV foram: - 0,542, com P-valor 0,001 para IF e ICP, e -0,977, com P-valor 0,001 para IF e LEV. Há, portanto, duas correlações significativas.

Com base na matriz de correlações, os coeficientes de correlação entre a variável de *output* RCD e as variáveis de *input* ICP e LEV foram: - 0,303, com P-valor 0,019 para RCD e ICP, e -0,772, com P-valor 0,001 para RCD e LEV. Existem duas correlações significativas.

Há o mesmo número de correlações significativas entre a variável IF, a variável RCD e as variáveis de *input*. Com base neste resultado, a variável RCD não foi incluída no modelo pelo fato de o valor absoluto de suas correlações significativas com as variáveis de *input* ser menor do que o valor absoluto das correlações significativas entre a variável IF e as variáveis de *input*.

Posteriormente à análise das correlações, o método de seleção de variáveis *Stepwise* I-O foi conduzido.

O maior coeficiente de correlação absoluto para seleção do par inicial *input-output* pelo método *stepwise* I-O foi 0,977, com P-valor 0,001, atribuído à variável de *input* LEV e a variável de *output* IF.

A análise DEA foi conduzida para se obter o resultado do primeiro vetor de eficiência, denominado Vetor 1. O modelo utilizado foi o CCR, orientado a *input*, sendo a variável de entrada LEV e a variável de saída IF.

Calculou-se o coeficiente de correlação entre o vetor de eficiência para o primeiro par *input-output*, Vetor 1, e a outra variável, no caso ICP.

A variável ICP não foi incluída no modelo, haja vista que é variável de *input* e apresentou coeficiente de correlação negativo -0,525, com P-valor 0,001, com o Vetor 1.

As variáveis selecionadas para compor o modelo de análise de eficiência foram:

I) *input*: LEV;

II) *output*: IF.

4.2.2.5 Seleção de variáveis do modelo DEA para o grupo Rentabilidade e Lucratividade, para o ano de 2012

Inicialmente, foi feito o estudo da relação entre as variáveis do grupo Rentabilidade e Lucratividade, para o ano de 2012, por meio da análise de correlação. Como citado, a base de dados consta de 44 DMUs em função de as DMUs 19, 21, e 27 apresentarem prejuízo no ano de 2012 e, ou 2013.

Com base na matriz de correlações, conforme Quadro 13, as variáveis de *output* ML e RSIT, ML e RSPL, RSIT e RSPL, e MF e LA estão fortemente correlacionadas, com valores, respectivamente, de 0,899; 0,809; 0,931 e 0,806, todas com P-valor 0,001.

Quadro 13 Matriz de correlações das variáveis do grupo Rentabilidade e Lucratividade, para o ano de 2012

	CMC	EF	JP	LA	MF	ML	RSIT	RSPL
CMC	1,000	-0,216	0,343	0,220	0,022	-0,010	0,096	0,133
EF	-0,216	1,000	-0,291	-0,163	-0,048	-0,375	-0,405	-0,292
JP	0,343	-0,291	1,000	0,452	-0,152	-0,423	-0,228	-0,180
LA	0,220	-0,163	0,452	1,000	0,806	-0,106	0,300	0,329
MF	0,022	-0,048	-0,152	0,806	1,000	0,201	0,514	0,478
ML	-0,010	-0,375	-0,423	-0,106	0,201	1,000	0,899	0,809
RSIT	0,096	-0,405	-0,228	0,300	0,514	0,899	1,000	0,931
RSPL	0,133	-0,292	-0,180	0,329	0,478	0,809	0,931	1,000

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

Com base nos resultados encontrados na matriz de correlações, os coeficientes de correlação entre a variável de *output* ML e as variáveis de *input* CMC, EF e JC foram: - 0,010, com P-valor 0,474 para ML e CMC; -0,375, com P-valor 0,006 para ML e EF, e -0,423, com P-valor 0,002 para ML e JC. Há duas correlações significativas.

Os coeficientes de correlação entre a variável de *output* RSIT e as variáveis de *input* CMC, EF e JC foram: 0,096, com P-valor 0,267 para RSIT e CMC; -0,405, com P-valor 0,003 para RSIT e EF, e -0,228, com P-valor 0,069 para RSIT e JP. Há apenas uma correlação significativa.

Levando-se em consideração o fato de que há duas correlações significativas entre a variável ML e as variáveis de *input*, e apenas uma correlação significativa entre a variável RSIT e as variáveis de *input*, a variável RSIT não foi incluída no modelo.

Os coeficientes de correlação entre a variável de *output* RSPL e as variáveis de *input* CMC, EF, e JC foram: 0,133, com P-valor 0,195 para RSPL e CMC; -0,292, com P-valor 0,027 para RSPL e EF e -0,180, com P-valor 0,121 para RSPL e JP. Existe apenas uma correlação significativa.

Há apenas uma correlação significativa entre a variável RSPL e as variáveis de *input*, e duas correlações significativas entre a variável ML e as variáveis de *input*. Neste caso, a variável RSPL não foi incluída no modelo.

Os coeficientes de correlação entre a variável de *output* MF e as variáveis de *input* CMC, EF e JC foram: 0,022, com P-valor 0,444 para MF e CMC; -0,048, com P-valor 0,379 para MF e EF, e -0,152, com P-valor 0,163 para MF e JP. Não há correlações significativas.

Com base nos resultados encontrados na matriz de correlações, os coeficientes de correlação entre a variável de *output* LA e as variáveis de *input* CMC, EF e JC foram: 0,220, com P-valor 0,075 para LA e CMC; -0,163, com P-

valor 0,145 para LA e EF e 0,452, com P-valor 0,001 para LA e JC. Houve apenas uma correlação significativa.

Levando-se em consideração o fato de que há apenas uma correlação significativa entre a variável LA e as variáveis de *input*, e nenhuma correlação significativa entre a variável MF e as variáveis de *input*, a variável MF não foi incluída no modelo.

Após a análise da matriz de correlações, o método de seleção de variáveis *stepwise* I-O foi aplicado. O maior coeficiente de correlação absoluto para seleção do par inicial *input-output* pelo método *stepwise* I-O é 0,452, com P-valor 0,001, atribuído à variável de *input* JP e a variável de *output* LA.

A análise DEA foi conduzida para se obter o resultado do primeiro vetor de eficiência, denominado Vetor 1. O modelo utilizado foi o BCC, orientado a *input*, sendo a variável de entrada JP e a variável de saída LA.

Calculou-se o coeficiente de correlação entre o vetor de eficiência para o primeiro par *input-output*, Vetor 1, e as outras variáveis, no caso CMC, EF e ML.

A variável CMC não foi incluída no modelo, haja vista que é classificada como *input* e apresentou coeficiente de correlação negativo, -0,140, com o Vetor 1, com P-valor de 0,042.

A variável EF não foi incluída no modelo, pois, apesar de apresentar correlação positiva, 0,230, com o Vetor 1 apresentou P-valor de 0,066.

A variável ML não foi incluída no modelo, haja vista que é classificada como *output* e apresentou coeficiente de correlação positivo, 0,409, com o Vetor 1, com P-valor de 0,030.

As variáveis selecionadas para compor o modelo de análise de eficiência foram:

I) *input*: JP;

II) *output*: LA.

4.2.2.6 Seleção de variáveis do modelo DEA para o grupo Rentabilidade e Lucratividade, para o ano de 2013

Inicialmente, foi feito o estudo da relação entre as variáveis do grupo Rentabilidade e Lucratividade, para o ano de 2013, por meio da análise de correlação.

Com base na matriz de correlações, conforme Quadro 14, as variáveis de *output* LA e MF, ML e RSIT, ML e RSPL, e RSIT e RSPL estão fortemente correlacionadas, com valores, respectivamente, de 0,892; 0,863; 0,822 e 0,919, todas com P-valor 0,001.

Com base nos resultados encontrados na matriz de correlações, os coeficientes de correlação entre a variável de *output* LA e as variáveis de *input* CMC, EF e JC foram: 0,159, com P-valor 0,152 para LA e CMC; 0,066, com P-valor 0,335 para LA e EF e 0,506, com P-valor 0,001 para LA e JP. Houve apenas uma correlação significativa.

Quadro 14 Matriz de correlações das variáveis do grupo Rentabilidade e Lucratividade, para o ano de 2013

	CMC	EF	JP	LA	MF	ML	RSIT	RSPL
CMC	1,000	-0,269	0,240	0,159	0,079	0,243	0,314	0,257
EF	-0,269	1,000	-0,027	0,066	0,041	-0,648	-0,587	-0,486
JP	0,240	-0,027	1,000	0,506	0,074	-0,242	-0,007	-0,014
LA	0,159	0,066	0,506	1,000	0,892	-0,264	0,225	0,137
MF	0,079	0,041	0,074	0,892	1,000	-0,131	0,310	0,176
ML	0,243	-0,648	-0,242	-0,264	-0,131	1,000	0,863	0,822
RSIT	0,314	-0,587	-0,007	0,225	0,310	0,863	1,000	0,919
RSPL	0,257	-0,486	-0,014	0,137	0,176	0,822	0,919	1,000

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

Os coeficientes de correlação entre a variável de *output* MF e as variáveis de *input* CMC, EF e JC foram: 0,079, com P-valor 0,306 para MF e CMC; 0,041, com P-valor 0,395 para MF e EF, e 0,074, com P-valor 0,317 para MF e JP. Não houve correlação significativa.

Dessa forma, não havendo correlações significativas entre a variável MF e as variáveis de *input*, e uma correlação significativa entre a variável LA e as variáveis de *input*, a variável MF não foi incluída no modelo.

Com base nos resultados encontrados na matriz de correlações, os coeficientes de correlação entre a variável de *output* ML e as variáveis de *input* CMC, EF e JC foram: 0,243, com P-valor 0,056 para ML e CMC; -0,648, com P-valor 0,001 para ML e EF, e -0,242, com P-valor 0,057 para ML e JC. Há apenas uma correlação significativa.

Os coeficientes de correlação entre a variável de *output* RSIT e as variáveis de *input* CMC, EF e JC foram: 0,314, com P-valor 0,019 para RSIT e CMC; -0,587, com P-valor 0,001 para RSIT e EF e -0,007, com P-valor 0,481 para RSIT e JP. Há duas correlações significativas.

Levando-se em consideração o fato de que há apenas uma correlação significativa entre a variável ML e as variáveis de *input*, e que há duas correlações significativas entre a variável RSIT e as variáveis de *input*, a variável ML não foi incluída no modelo.

Os coeficientes de correlação entre a variável de *output* RSPL e as variáveis de *input* CMC, EF e JC foram: 0,257, com P-valor 0,046 para RSPL e CMC; -0,486, com P-valor 0,001 para RSPL e EF e -0,014, com P-valor 0,465 para RSPL e JP. Existem duas correlações significativas.

Há duas correlações significativas entre as variáveis de *output* RSIT e RSPL e as variáveis de *input*. Porém, as correlações entre RSIT e as variáveis de *input* apresentaram valor absoluto maior do que as correlações absolutas entre RSPL e as variáveis de *input*. A variável RSPL não foi incluída no modelo.

Após a análise das correlações, o método de seleção de variáveis *stepwise* I-O foi aplicado. O maior coeficiente de correlação absoluto para seleção do par inicial *input-output* pelo método *stepwise* I-O foi 0,587, com P-valor 0,001, atribuído à variável de *input* EF e a variável de *output* RSIT.

A análise DEA foi conduzida para se obter o resultado do primeiro vetor de eficiência, denominado Vetor 1. O modelo utilizado foi o BCC, orientado a *input*, sendo a variável de entrada EF e a variável de saída RSIT.

Calculou-se o coeficiente de correlação entre o vetor de eficiência para o primeiro par *input-output*, Vetor 1, e as outras variáveis, no caso CMC, JP e LA.

A variável CMC foi incluída no modelo, haja vista que é variável de *input* e apresentou coeficiente de correlação positivo, 0,325, com P-valor 0,016, com o Vetor 1.

A análise DEA foi novamente conduzida para se obter o resultado do segundo vetor de eficiência, denominado Vetor 2. O modelo utilizado foi o BCC, orientado a *input*, sendo as variáveis de entrada EF e CMC e a variável de saída RSIT.

Calculou-se o coeficiente de correlação entre o vetor de eficiência, Vetor 2, e as outras variáveis, no caso JP e LA.

A variável JP não foi incluída no modelo, haja vista que é variável de *input* e apresentou coeficiente de correlação negativo, -0,197, com P-valor 0,003, com o Vetor 2.

A variável LA não foi incluída no modelo, haja vista que, mesmo sendo classificada como variável de *output* e apresentando coeficiente de correlação negativo com o Vetor 2, -0,068, obteve P-valor 0,331, não significativo.

As variáveis selecionadas para compor o modelo de análise de eficiência foram:

- I) *input*: EF, CMC;
- II) *output*: RSIT.

4.2.3 Análise de eficiência

A análise por envoltória de dados é uma ferramenta que permite que os gestores realizem a mensuração do desempenho econômico-financeiro das cooperativas em análise.

Por meio da DEA é possível mensurar os valores de eficiência técnica das cooperativas sob análise, de forma que a metodologia informa, também, para aquelas DMUs ineficientes, onde a ineficiência está alocada, seja no consumo dos recursos com a utilização inadequada dos *inputs*, seja na falta de otimização de seus resultados ou *outputs* (CHARNES; COOPER, 1984).

A quantidade de ineficiência é medida tendo por *benchmarks* as DMUs 100% eficientes na análise. Estas DMUs são referência para a otimização das demais, ineficientes.

4.2.3.1 Análise de eficiência para o grupo Solvência e Liquidez, para o ano de 2012

Posteriormente à seleção de variáveis a compor o modelo BCC DEA orientado a *input* para análise das variáveis do grupo Solvência e Liquidez, a análise da eficiência financeira das cooperativas de crédito de livre admissão foi conduzida, sendo os resultados apresentados no Quadro 15.

Cooperativas que atingiram valor de eficiência igual a 100% estão posicionadas sob a fronteira envoltória e apresentam o melhor desempenho. Quanto mais próximo de 0%, maior é a ineficiência da cooperativa em análise.

Das 47 cooperativas em estudo para o ano de 2012, quatro delas, as DMUs 18, 27, 33 e 37, apresentaram a maior eficiência, ou seja, 100%. As DMUs *benchmarks* são utilizadas para cômputo dos alvos, de forma a deslocar as unidades ineficientes para a fronteira envoltória.

A DMU 18 é *benchmark* para 3 cooperativas ineficientes, a DMU 27 é *benchmark* para 2, a DMU 19 é *benchmark* para 19 e a DMU 37 é *benchmark* para 41.

A diferença de escore de eficiência, ou amplitude, entre as cooperativas com maior eficiência e a cooperativa com maior ineficiência, DMU 11 - que apresentou score de eficiência 26,41 - é da ordem de 73,59, ou 278,65%, valor bastante expressivo.

Das cooperativas posicionadas sob a fronteira envoltória, uma delas pertence à mesorregião Central Mineira, uma à mesorregião mineira do Campo das Vertentes, uma à mesorregião Metropolitana de Belo Horizonte e uma à mesorregião do Oeste de Minas.

A cooperativa que apresentou maior ineficiência no grupo de unidades em estudo, DMU 11, pertence à mesorregião mineira do Sul e Sudoeste de Minas.

No Quadro 16 apresentam-se os valores das metas, ou alvos, para o ano de 2012, a serem perseguidos pelos gestores das cooperativas do grupo Solvência e Liquidez que não se encontram posicionadas sob a fronteira de eficiência. As metas estão dispostas na forma de ganho, manutenção ou redução percentual que os indicadores PDE, EV e LI devem apresentar.

Os alvos a serem perseguidos pelos gestores das DMUs (cooperativas) ineficientes, para cada indicador, conduzem o direcionamento das ações para que a DMU sob análise atinja a fronteira de eficiência.

Quadro 15 Eficiência das DMUs do grupo Solvência e Liquidez, para o ano de 2012

N	Cooperativa	Eficiência	N	Cooperativa	Eficiência
1	11	26,41	25	10	49,91
2	46	29,86	26	03	53,95
3	13	30,61	27	39	54,04
4	02	31,45	28	04	55,10
5	21	32,10	29	31	55,13
6	43	32,39	30	20	55,30
7	32	34,25	31	40	56,56
8	44	35,68	32	23	59,58
9	36	35,85	33	16	60,20
10	28	36,45	34	45	61,16
11	15	37,23	35	12	61,40
12	07	38,03	36	38	62,92
13	06	38,67	37	35	68,71
14	34	40,54	38	47	71,27
15	41	40,88	39	01	76,94
16	22	41,07	40	26	77,44
17	09	41,82	41	30	86,51
18	08	42,23	42	19	87,23
19	42	42,23	43	17	89,85
20	05	44,71	44	18	100,00
21	25	44,99	45	27	100,00
22	29	45,00	46	33	100,00
23	14	47,02	47	37	100,00
24	24	48,59			

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

Como exemplo, a DMU 11, pior situação em termos de eficiência financeira, deve perseguir a meta de reduzir o indicador de *input* PDE, que tem meta de redução de 73,59%, ou seja, o escore deve atingir o valor de 0,18. Para a

consecução deste objetivo, os gestores podem reduzir operações de crédito e, ou aumentar o ativo total.

Reduzir o valor da conta operações de crédito pode conduzir a cooperativa à redução significativa de sua lucratividade e, conseqüentemente, a um resultado econômico ruim. A melhor alternativa, neste caso, é aumentar o ativo total.

Quadro 16 Alvos por indicador para as DMUs do grupo Solvência e Liquidez, para o ano de 2012

DMU	PDE Valor	PDE Alvo	PDE Ganho (%)	EV Valor	EV Alvo	EV Ganho (%)	LI Valor	LI Alvo	LI Ganho (%)
01	0,39	0,30	-23,06	0,08	0,08	0,00	1,82	2,51	38,23
02	0,56	0,18	-68,55	0,02	0,05	125,69	1,31	2,74	109,60
03	0,57	0,31	-46,05	0,08	0,08	0,00	1,01	2,50	148,15
04	0,57	0,31	-44,90	0,09	0,09	0,00	1,12	2,49	122,16
05	0,40	0,18	-55,29	0,04	0,05	36,48	1,90	2,74	44,50
06	0,46	0,18	-61,33	0,04	0,05	38,46	1,90	2,74	44,45
07	0,46	0,18	-61,97	0,02	0,05	246,44	1,47	2,74	86,63
08	0,42	0,18	-57,77	0,03	0,05	84,97	1,68	2,74	63,01
09	0,42	0,18	-58,18	0,03	0,05	114,04	1,77	2,74	55,12
10	0,50	0,25	-50,09	0,07	0,07	0,00	1,57	2,61	66,42
11	0,67	0,18	-73,59	0,04	0,05	46,50	1,30	2,74	110,55
12	0,30	0,19	-38,60	0,05	0,05	20,18	2,77	2,77	0,00
13	0,58	0,18	-69,39	0,05	0,05	10,01	1,64	2,74	67,15
14	0,49	0,23	-52,98	0,07	0,07	0,00	2,00	2,64	31,79
15	0,47	0,18	-62,77	0,02	0,05	142,90	1,44	2,74	89,84
16	0,37	0,22	-39,80	0,07	0,07	0,00	1,44	2,66	83,82
17	0,31	0,27	-10,15	0,08	0,08	0,00	2,04	2,56	25,88
18	0,42	0,42	0,00	0,04	0,04	0,00	3,61	3,61	0,00
19	0,49	0,43	-12,77	0,11	0,11	0,00	0,84	2,00	138,82

Quadro 16, conclusão

20	0,47	0,26	-44,70	0,07	0,07	0,00	1,39	2,59	85,97
21	0,55	0,18	-67,90	0,02	0,05	164,75	0,88	2,74	213,26
22	0,62	0,25	-58,93	0,07	0,07	0,00	1,05	2,60	146,62
23	0,38	0,23	-40,42	0,03	0,05	97,54	2,92	2,92	0,00
24	0,36	0,18	-51,41	0,04	0,05	54,77	1,20	2,74	127,64
25	0,66	0,30	-55,01	0,08	0,08	0,00	1,17	2,52	115,68
26	0,55	0,42	-22,56	0,11	0,11	0,00	1,39	2,03	46,24
27	0,61	0,61	0,00	0,14	0,14	0,00	0,94	0,94	0,00
28	0,48	0,18	-63,55	0,04	0,05	26,34	1,72	2,74	59,44
29	0,39	0,18	-55,00	0,03	0,05	86,28	2,01	2,74	36,24
30	0,38	0,33	-13,49	0,02	0,05	123,18	3,30	3,30	0,00
31	0,35	0,20	-44,87	0,06	0,06	0,00	2,66	2,71	1,81
32	0,52	0,18	-65,75	0,03	0,05	109,91	0,91	2,74	200,56
33	0,36	0,36	0,00	0,10	0,10	0,00	2,41	2,41	0,00
34	0,44	0,18	-59,46	0,03	0,05	118,31	2,10	2,74	30,53
35	0,45	0,31	-31,29	0,09	0,09	0,00	1,39	2,49	78,94
36	0,56	0,20	-64,15	0,06	0,06	0,00	1,49	2,70	81,11
37	0,18	0,18	0,00	0,05	0,05	0,00	2,74	2,74	0,00
38	0,50	0,31	-37,08	0,09	0,09	0,00	1,00	2,49	149,36
39	0,33	0,18	-45,96	0,05	0,05	9,54	1,44	2,74	90,18
40	0,37	0,21	-43,44	0,06	0,06	0,00	2,03	2,68	32,37
41	0,43	0,18	-59,12	0,02	0,05	180,56	1,97	2,74	38,96
42	0,42	0,18	-57,77	0,03	0,05	92,04	1,25	2,74	118,52
43	0,55	0,18	-67,61	0,02	0,05	223,97	0,73	2,74	274,71
44	0,60	0,21	-64,32	0,06	0,06	0,00	1,34	2,68	99,40
45	0,47	0,29	-38,84	0,08	0,08	0,00	1,32	2,53	91,34
46	0,59	0,18	-70,14	0,01	0,05	368,47	0,83	2,74	232,23
47	0,25	0,18	-28,73	0,02	0,05	186,35	2,51	2,74	9,05

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

Outra ação a ser tomada pelos gestores da DMU 11 se refere ao aumento do indicador de *output* EV. Os gestores devem aumentar o indicador em 46,50%, ou seja, o alvo é o valor de 0,05.

Para a consecução do objetivo de aumento do indicador EV os gestores têm duas alternativas, quais sejam aumentar a conta Disponibilidades e, ou reduzir a conta Depósitos à Vista.

O incremento de numerário disponível na conta disponibilidades deve ser efetuado de maneira parcimoniosa para não redundar em redução da rentabilidade e lucratividade por meio da redução de investimentos.

Para a redução da conta Depósitos à Vista, dentre outras ações, os gestores da DMU podem trabalhar estrategicamente visando à migração dos recursos deste tipo de conta para produtos financeiros mais interessantes para a cooperativa, como, por exemplo, CDBs, RDBs e poupança, entre outros. A redução da conta Depósitos à Vista também pode conduzir a uma situação de estrangulamento econômico, haja vista a menor quantidade de recursos para empréstimo.

A DMU 11 também tem meta para aumentar o indicador LI em 110,55%, tendo como alvo o valor de 2,74. Para a realização desta meta, os gestores podem aumentar as Disponibilidades e, ou as Aplicações Interfinanceiras de Liquidez; contas alocadas no numerador da fração que calcula o indicador e, ou reduzir Depósitos à Vista, conta alocada no denominador da fração que computa o indicador.

O aumento da conta Disponibilidades, caso seja executado, deve ser feito com bastante cautela, haja vista o aumento da liquidez da cooperativa, porém, com possível contrapartida da redução dos aspectos relativos à rentabilidade e à lucratividade.

O aumento da conta Aplicações Interfinanceiras de Liquidez compreende a ampliação das aplicações (investimentos) feitas em outras

instituições creditícias via certificado de depósito interbancário (CDI). Esta modalidade de investimento é bastante interessante, haja vista o fato de que são operações de curto prazo que os gestores da cooperativa podem recorrer em caso de necessidades de caixa. Porém, havendo remuneração pelo período que o investimento estiver sendo realizado, ou seja, enquanto a necessidade da cooperativa por disponibilidade efetivamente não se concretiza.

A DMU 11 não apresentou numerário na conta Aplicações Interfinanceiras de Liquidez e talvez seja interessante, no caso de os gestores optarem pelo investimento na conta disponibilidades reservar uma parcela para as aplicações interfinanceiras, de forma a aumentar a eficiência dos indicadores de Solvência e Liquidez.

Os gestores das outras DMUs (cooperativas) consideradas ineficientes devem conduzir as mesmas análises feitas para a DMU 11 para as suas organizações, de forma a se maximizar a Solvência e Liquidez.

4.2.3.2 Análise de eficiência para o grupo Solvência e Liquidez, para o ano de 2013

Utilizaram-se o modelo BCC DEA orientado a input para a análise de eficiência financeira das cooperativas de crédito, sendo os resultados apresentados no Quadro 17.

Das 47 cooperativas em estudo para o ano de 2013, cinco delas, as DMUs 12, 17, 18, 27 e 37, apresentaram a maior eficiência no conjunto, ou seja, 100%.

A DMU 12 é *benchmark* para 10 DMUs ineficientes, a DMU 17 é *benchmark* para 20, a DMU 18 é *benchmark* para 11, a DMU 27 é *benchmark* para 4 e a DMU 37 é *benchmark* para 38.

A diferença de escore de eficiência, ou amplitude, entre as cooperativas com maior eficiência e a cooperativa com maior ineficiência, DMU 44 - que apresentou score de eficiência 38,58 - é da ordem de 61,42, ou 159,20%, valor bastante expressivo.

Das cooperativas posicionadas sob a fronteira envoltória, uma delas pertence à mesorregião Central mineira, uma à mesorregião do Campo das Vertentes e três à mesorregião do Oeste de Minas.

A cooperativa que apresentou maior ineficiência no grupo de unidades sob estudo, DMU 44, pertence à mesorregião mineira do Noroeste de Minas.

Quadro 17 Eficiência das DMUs do grupo Solvência e Liquidez, para o ano de 2013

N	Cooperativa	Eficiência	N	Cooperativa	Eficiência
1	44	38,58	25	45	66,76
2	43	38,89	26	20	67,02
3	21	43,39	27	29	67,20
4	22	46,31	28	24	69,53
5	46	46,59	29	09	75,01
6	13	46,98	30	38	77,65
7	10	49,18	31	35	80,35
8	02	49,36	32	26	83,74
9	06	50,20	33	33	83,85
10	25	50,44	34	31	85,20
11	07	51,09	35	19	86,37
12	41	53,65	36	40	86,47
13	03	53,86	37	30	87,19
14	28	54,17	38	23	87,30
15	42	54,64	39	39	87,43
16	04	54,65	40	01	95,35
17	34	55,61	41	16	95,88
18	32	57,05	42	47	98,35

Quadro 17, conclusão

19	08	57,35	43	12	100,00
20	05	58,47	44	17	100,00
21	14	59,36	45	18	100,00
22	15	59,70	46	27	100,00
23	36	61,68	47	37	100,00
24	11	66,11			

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

No Quadro 18 apresentam-se os valores das metas, ou alvos, para o ano de 2013, a serem perseguidos pelos gestores das cooperativas do grupo Solvência e Liquidez que não se encontram posicionadas sob a fronteira de eficiência. As metas estão dispostas na forma de ganho, manutenção ou redução percentual que os indicadores PDE, EV e LI devem apresentar.

Como exemplo, a DMU 44, pior situação em termos de eficiência financeira, deve perseguir a meta de reduzir o indicador de *input* PDE, que tem meta de redução de 61,42%, ou seja, o score deve atingir o valor de 0,24. Para a consecução deste objetivo os gestores podem reduzir Operações de Crédito e, ou aumentar o Ativo Total.

Quadro 18 Alvos por indicador para as DMUs do grupo Solvência e Liquidez, para o ano de 2013

DMU	PDE Valor	PDE Alvo	PDE Ganho (%)	EV Valor	EV Alvo	EV Ganho (%)	LI Valor	LI Alvo	LI Ganho (%)
01	0,31	0,29	-4,65	0,11	0,11	0,00	2,12	2,12	0,00
02	0,48	0,24	-50,64	0,03	0,07	129,88	1,86	2,07	11,65
03	0,51	0,27	-46,14	0,10	0,10	0,00	1,41	2,05	45,84
04	0,55	0,30	-45,35	0,11	0,11	0,00	2,16	2,16	0,00
05	0,40	0,24	-41,53	0,04	0,07	74,65	1,77	2,07	17,45
06	0,47	0,24	-49,80	0,06	0,07	5,44	1,93	2,07	7,29
07	0,46	0,24	-48,91	0,05	0,07	22,15	1,58	2,07	30,91
08	0,52	0,30	-42,65	0,09	0,09	0,00	2,67	2,67	0,00
09	0,34	0,26	-24,99	0,04	0,06	47,36	2,52	2,52	0,00
10	0,48	0,24	-50,82	0,05	0,07	44,13	1,16	2,07	78,92
11	0,49	0,32	-33,89	0,12	0,12	0,00	2,47	2,47	0,00
12	0,30	0,30	0,00	0,08	0,08	0,00	2,86	2,86	0,00
13	0,50	0,24	-53,02	0,04	0,07	52,92	2,10	2,10	0,00
14	0,49	0,29	-40,64	0,06	0,06	0,00	3,07	3,07	0,00
15	0,39	0,24	-40,30	0,02	0,07	204,61	1,73	2,07	19,94
16	0,32	0,30	-4,12	0,12	0,12	0,00	1,58	2,04	29,14
17	0,30	0,30	0,00	0,15	0,15	0,00	2,07	2,07	0,00
18	0,34	0,34	0,00	0,05	0,05	0,00	4,40	4,40	0,00
19	0,44	0,38	-13,63	0,18	0,18	0,00	1,43	1,84	28,64
20	0,40	0,27	-32,98	0,09	0,09	0,00	1,66	2,06	24,10
21	0,54	0,24	-56,61	0,05	0,07	24,44	0,92	2,07	125,15
22	0,52	0,24	-53,69	0,07	0,07	0,00	2,14	2,14	0,00
23	0,33	0,29	-12,70	0,04	0,06	28,43	3,24	3,24	0,00
24	0,36	0,25	-30,47	0,08	0,08	0,00	1,29	2,07	60,64
25	0,59	0,30	-49,56	0,12	0,12	0,00	1,11	2,04	83,51
26	0,38	0,32	-16,26	0,12	0,12	0,00	2,48	2,48	0,00

Quadro 18, conclusão

27	0,46	0,46	0,00	0,23	0,23	0,00	1,47	1,47	0,00
28	0,44	0,24	-45,83	0,07	0,07	0,00	1,60	2,07	29,43
29	0,36	0,24	-32,80	0,04	0,06	55,06	2,18	2,18	0,00
30	0,37	0,33	-12,81	0,03	0,05	87,43	4,07	4,07	0,00
31	0,32	0,27	-14,80	0,07	0,07	0,00	2,60	2,60	0,00
32	0,41	0,24	-42,95	0,05	0,07	42,21	1,63	2,07	27,49
33	0,38	0,32	-16,15	0,13	0,13	0,00	2,07	2,07	0,00
34	0,43	0,24	-44,39	0,04	0,06	68,79	2,21	2,21	0,00
35	0,40	0,32	-19,65	0,13	0,13	0,00	1,52	2,03	33,18
36	0,59	0,37	-38,32	0,17	0,17	0,00	1,35	1,91	40,95
37	0,24	0,24	0,00	0,07	0,07	0,00	2,07	2,07	0,00
38	0,46	0,36	-22,35	0,16	0,16	0,00	1,31	1,95	48,34
39	0,27	0,24	-12,57	0,06	0,07	11,76	1,94	2,07	6,88
40	0,35	0,31	-13,53	0,12	0,12	0,00	2,12	2,12	0,00
41	0,44	0,24	-46,35	0,05	0,07	31,20	1,68	2,07	23,36
42	0,43	0,24	-45,36	0,04	0,07	48,51	1,38	2,07	50,00
43	0,61	0,24	-61,11	0,07	0,07	0,00	0,92	2,07	125,71
44	0,61	0,24	-61,42	0,06	0,07	19,00	1,05	2,07	96,63
45	0,41	0,27	-33,24	0,10	0,10	0,00	1,40	2,05	46,18
46	0,50	0,24	-53,41	0,02	0,07	218,82	1,54	2,07	35,10
47	0,26	0,26	-1,65	0,02	0,06	179,78	2,61	2,61	0,00

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

Outra ação a ser tomada pelos gestores da DMU 44 se refere ao aumento do indicador de *output* EV. Os gestores devem aumentar o indicador em 19%, ou seja, o alvo é o valor de 0,07.

Para a consecução do objetivo de aumentar do indicador EV, os gestores podem aumentar a conta Disponibilidades e, ou reduzir a conta Depósitos à Vista.

A DMU 44 também tem meta para aumentar o indicador LI em 96,63%, tendo como alvo o valor de 2,07. Para a realização desta meta, os gestores podem aumentar Disponibilidades e, ou Aplicações Interfinanceiras de Liquidez e, ou reduzir Depósitos à Vista.

Os gestores das outras DMUs (cooperativas) consideradas ineficientes devem conduzir as mesmas análises realizadas para a DMU 44 para suas organizações, de forma a se maximizar a liquidez.

4.2.3.3 Comparação dos resultados de eficiência do grupo Solvência e Liquidez, para os anos de 2012 e 2013

No Quadro 19 apresenta-se a variação da eficiência das cooperativas de crédito para os dois anos em estudo.

Quadro 19 Variação da eficiência do grupo Solvência e Liquidez, para os dois anos em estudo

DMU	Eficiência 2012	Eficiência 2013	Ganho de eficiência	Ganho de eficiência (%)
1	76,94	95,35	18,41	23,93%
2	31,45	49,36	17,91	56,95%
3	53,95	53,86	-0,09	-0,17%
4	55,10	54,65	-0,45	-0,82%
5	44,71	58,47	13,76	30,78%
6	38,67	50,20	11,53	29,82%
7	38,03	51,09	13,06	34,34%
8	42,23	57,35	15,12	35,80%
9	41,82	75,01	33,19	79,36%
10	49,91	49,18	-0,73	-1,46%
11	26,41	66,11	39,70	150,32%
12	61,40	100,00	38,60	62,87%
13	30,61	46,98	16,37	53,48%
14	47,02	59,36	12,34	26,24%
15	37,23	59,70	22,47	60,35%
16	60,20	95,88	35,68	59,27%
17	89,85	100,00	10,15	11,30%
18	100,00	100,00	0,00	0,00%
19	87,23	86,37	-0,86	-0,99%
20	55,30	67,02	11,72	21,19%
21	32,10	43,39	11,29	35,17%
22	41,07	46,31	5,24	12,76%
23	59,58	87,30	27,72	46,53%
24	48,59	69,53	20,94	43,10%
25	44,99	50,44	5,45	12,11%

Quadro 19, conclusão

26	77,44	83,74	6,30	8,14%
27	100,00	100,00	0,00	0,00%
28	36,45	54,17	17,72	48,61%
29	45,00	67,20	22,20	49,33%
30	86,51	87,19	0,68	0,79%
31	55,13	85,20	30,07	54,54%
32	34,25	57,05	22,80	66,57%
33	100,00	83,85	-16,15	-16,15%
34	40,54	55,61	15,07	37,17%
35	68,71	80,35	11,64	16,94%
36	35,85	61,68	25,83	72,05%
37	100,00	100,00	0,00	0,00%
38	62,92	77,65	14,73	23,41%
39	54,04	87,43	33,39	61,79%
40	56,56	86,47	29,91	52,88%
41	40,88	53,65	12,77	31,24%
42	42,23	54,64	12,41	29,39%
43	32,39	38,89	6,50	20,07%
44	35,68	38,58	2,90	8,13%
45	61,16	66,76	5,60	9,16%
46	29,86	46,59	16,73	56,03%
47	71,27	98,35	27,08	38,00%

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

Analisando-se os pontos extremos para os anos de 2012 e 2013 verifica-se que das DMUs mais eficientes de 2012, DMUs 18, 27, 33 e 37, apenas três delas mantiveram-se na fronteira de eficiência no ano de 2013, as DMUs 18, 27 e 37. A DMU 33 piorou seu resultado.

A cooperativa que apresentou a pior eficiência no ano de 2012, DMU 11, não apresentou este resultado no ano de 2013, incrementando, assim seu desempenho.

As DMUs 12 e 17 não estavam posicionadas sob a fronteira de eficiência no ano de 2012, porém, estavam no ano de 2013, incrementando, assim, sua eficiência para 100%.

A DMU 44, apesar de melhorar os resultados obtidos em 2012, quando a eficiência era 35,68% e foi incrementada para 38,58% no ano seguinte, é considerada a mais ineficiente em 2013, quando comparada com as outras DMUs.

A DMU 33 passou de uma eficiência de 100%, em 2012, para 83,85%, em 2013. Houve aumento do indicador de *input* PDE em 5,56%, aumento do indicador de *output* EV em 30% e redução do indicador de *output* LI em 14,11%.

Houve um peso significativo no cômputo da redução da eficiência da DMU 33 para o ano de 2013, devido ao aumento do indicador de *input* PDE, que ocorreu porque a conta Operações de Crédito apresentou variação positiva, de 2012 para 2013, da ordem de 34,07%, enquanto a conta Ativo Total também apresentou aumento, porém, menos do que proporcional, da ordem de 23,95%.

Outro fator que contribuiu para a redução da eficiência da DMU 33 para o ano de 2013 foi a redução do indicador de *output* LI, que ocorreu em função do aumento dos depósitos à vista, da ordem de 25,43%, enquanto a soma das contas Disponibilidades e Aplicações Interfinanceiras de Liquidez cresceu apenas 7,78%.

O indicador de *output* EV, da DMU 33, aumentou em 30%, porque a conta disponibilidade aumentou em 73,07%, valor mais que proporcional ao aumento ocorrido na conta Depósitos à Vista, que apresentou variação positiva da ordem de 25,43%.

O aumento do indicador EV foi menos que proporcional às reduções dos indicadores PDE e LI, o que redundou no posicionamento da DMU 33 abaixo da fronteira envoltória, no ano de 2013.

A DMU 11 que foi considerada a mais ineficiente em 2012 não assumiu esta colocação em 2013, cabendo esta posição à DMU 44. A DMU 11 promoveu um incremento positivo em sua eficiência, de 2012 para 2013, da ordem de 150,32%. O incremento da eficiência da DMU 11 ocorreu porque o indicador de *input* PDE foi reduzido em 26,87% e os indicadores de *output* EV e LI aumentaram, respectivamente, em 200% e 90%.

A redução do indicador PDE da DMU 11 aconteceu em função da redução da conta Operações de Crédito em 2,13% e do aumento da Conta Ativo total da ordem de 34,17%, entre os anos de 2012 e 2013.

O incremento do indicador EV da DMU 11 ocorreu em função da variação positiva da conta Disponibilidades em 4702,48% e do aumento menos que proporcional da conta Depósitos à Vista, da ordem de 60,50%, entre os anos de 2012 e 2013.

O aumento do indicador LI da DMU 11 aconteceu porque a soma das contas Disponibilidades e Aplicações Interfinanceiras de Liquidez aumentou em 67,21%, enquanto a conta Depósitos à Vista aumentou menos que proporcionalmente em 60,50%, entre os anos de 2012 e 2013.

A variação positiva dos indicadores EV e LI e a variação negativa do indicador PDE conduziu a DMU 11 a um aumento expressivo de sua eficiência entre os anos de 2012 e 2013.

A DMU 44 foi ranqueada como a 8ª pior eficiência do conjunto das 47 cooperativas analisadas em 2012 e a mais ineficiente em 2013, em termos de Solvência e Liquidez.

A degeneração da eficiência da DMU 44 ocorreu em função da variação positiva do indicador de *input* PDE, da ordem de 1,67%, da variação negativa do

indicador de *output* LI, da ordem de 21,65%, e do indicador de *output* EV que não apresentou variação.

No caso da DMU 44, a variação positiva do indicador PDE se deu em função do aumento da conta operações de crédito, da ordem de 27,49%, e do aumento menos que proporcional da conta Ativo Total, da ordem de 24,84%.

O indicador LI da DMU 44 apresentou variação negativa em função de o aumento da soma das contas Disponibilidade e Aplicações Interfinanceiras de Liquidez, da ordem de 1,87%, ser menos que proporcional ao aumento da conta Depósitos à Vista, que apresentou variação positiva da ordem de 29,60%.

As DMUs 12 e 17 não estavam elencadas entre as mais eficientes no ano de 2012, porém, houve melhoria dos indicadores e, para o ano de 2013, tais cooperativas apresentaram 100% de eficiência.

A DMU 12 passou de uma eficiência de 61,40%, em 2012, para 100%, em 2013. Houve a manutenção do indicador de *input* PDE, aumento do indicador de *output* EV em 60% e aumento do indicador de *output* LI em 3,25%.

O incremento do indicador EV da DMU 12 aconteceu em função da variação positiva da conta Disponibilidades em 127,89% e do consequente aumento menos que proporcional da conta Depósitos à Vista, que cresceu 21,97%, entre os anos de 2012 e 2013.

O aumento do indicador LI da DMU 12 ocorreu por meio do incremento da soma das contas Disponibilidades e Aplicações Interfinanceiras de Liquidez, que aumentou em 26%, enquanto a conta Depósitos à Vista aumentou menos que proporcionalmente em 21,97%, entre os anos de 2012 e 2013.

A DMU 17 passou de uma eficiência de 89,85%, em 2012, para 100%, em 2013. Houve aumento do indicador de *input* PDE em 3,23%, aumento do indicador de *output* EV em 87,50% e incremento do indicador de *output* LI em 1,47%.

A redução do indicador PDE da DMU 17 se deve à variação positiva da conta Operações de Crédito em 49,33% e da variação positiva menos que proporcional da conta Ativo Total em 33,03%, entre os anos de 2012 e 2013.

O incremento do indicador EV da DMU 17 aconteceu em função da variação positiva da conta Disponibilidades em 164,31% e do correspondente aumento menos que proporcional da conta Depósitos à Vista, que cresceu 34,75%, entre os anos de 2012 e 2013.

O aumento do indicador LI da DMU 17 ocorreu por meio do incremento da soma das contas Disponibilidades e Aplicações Interfinanceiras de Liquidez, que aumentou em 33,34%, não obstante a conta Depósitos à Vista ter aumentado menos que proporcionalmente em 31,92%, entre os anos de 2012 e 2013.

Das 47 DMUs analisadas no que se refere à variação de eficiência de 2012 para 2013, do grupo Solvência e Liquidez, pode-se destacar que 39 melhoraram o índice de eficiência, 5 pioraram o índice de eficiência e 3 mantiveram os mesmos índices de 2012 para 2013. As cooperativas que mantiveram os mesmos índices são aquelas posicionadas na fronteira de eficiência para os dois anos em estudo.

4.2.3.4 Análise de eficiência para o grupo Capital e Risco, para o ano de 2012

Posteriormente à seleção de variáveis a compor o modelo CCR DEA orientado a *input*, a análise da eficiência das cooperativas de crédito de livre admissão foi conduzida, sendo os resultados apresentados no Quadro 20.

Das 47 cooperativas sobem estudo para o ano de 2012, uma delas, a DMU 02, apresentou a maior eficiência do conjunto na utilização dos recursos, sendo considerada *benchmark* para as demais.

A diferença de *score* de eficiência, ou amplitude, entre a cooperativa com maior eficiência e a cooperativa com maior ineficiência, DMU 35 - que apresentou score de eficiência 18,72 - é da ordem de 81,28, ou 434,19%, valor bastante expressivo.

A cooperativa posicionada sob a fronteira envoltória pertence à mesorregião mineira do Vale do Mucuri. A cooperativa que apresentou maior ineficiência no grupo de unidades em estudo, DMU 35, pertence à mesorregião mineira da Zona da Mata.

Quadro 20 Eficiência das DMUs do grupo Capital e Risco, para o ano de 2012

N	Cooperativa	Eficiência	N	Cooperativa	Eficiência
1	35	18,72	25	37	50,16
2	38	21,58	26	11	50,59
3	08	22,85	27	04	51,47
4	09	25,48	28	30	51,61
5	12	26,11	29	13	52,39
6	20	26,25	30	03	53,47
7	01	26,56	31	19	54,37
8	10	27,25	32	34	55,31
9	16	28,98	33	36	59,72
10	26	29,00	34	43	60,29
11	47	30,82	35	21	62,38
12	17	32,74	36	42	65,24
13	24	34,95	37	46	66,11
14	45	35,46	38	23	67,71
15	33	35,47	39	06	68,20
16	39	37,05	40	25	69,11
17	40	37,69	41	14	70,50
18	31	37,85	42	07	73,62
19	15	39,93	43	27	74,22

Quadro 20, conclusão

20	28	40,42	44	18	74,23
21	32	41,50	45	22	77,99
22	41	42,07	46	44	85,73
23	05	44,64	47	02	100,00
24	29	44,66			

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

No Quadro 21 apresentam-se os valores das metas, ou alvos, para o ano de 2012, a serem perseguidos pelos gestores das cooperativas do grupo Capital e Risco que não se encontram posicionadas sob a fronteira de eficiência. As metas estão dispostas na forma de ganho, manutenção ou redução percentual que os indicadores IF e LEV devem apresentar.

Os alvos a serem perseguidos pelos gestores das DMUs (cooperativas) ineficientes, para cada indicador, conduzem ao direcionamento das ações para que a DMU sob análise atinja a eficiência.

Como exemplo, a DMU 35, pior situação em termos de eficiência, deve perseguir a meta de reduzir o indicador de *input* LEV, que deve ser reduzido em 81,28%, ou seja, o *score* deve atingir o valor de 1,34. Para a consecução deste objetivo, os gestores podem reduzir Ativo Total e, ou aumentar o Patrimônio Líquido.

Quadro 21 Alvos por indicador para as DMUs do grupo Capital e Risco, para o ano de 2012

DMU	LEV Valor	LEV Alvo	LEV Ganho (%)	IF Valor	IF Alvo	IF Ganho (%)
01	6,01	1,60	-73,44	0,17	0,17	0,00
02	3,10	3,10	0,00	0,32	0,32	0,00
03	4,23	2,26	-46,53	0,24	0,24	0,00
04	4,31	2,22	-48,53	0,23	0,23	0,00
05	4,63	2,07	-55,36	0,22	0,22	0,00
06	3,75	2,56	-31,80	0,27	0,27	0,00
07	3,61	2,66	-26,38	0,28	0,28	0,00
08	6,48	1,48	-77,15	0,15	0,15	0,00
09	6,13	1,56	-74,52	0,16	0,16	0,00
10	5,93	1,62	-72,75	0,17	0,17	0,00
11	4,35	2,20	-49,41	0,23	0,23	0,00
12	6,06	1,58	-73,89	0,17	0,17	0,00
13	4,28	2,24	-47,61	0,23	0,23	0,00
14	3,69	2,60	-29,50	0,27	0,27	0,00
15	4,90	1,96	-60,07	0,20	0,20	0,00
16	5,75	1,67	-71,02	0,17	0,17	0,00
17	5,41	1,77	-67,26	0,18	0,18	0,00
18	3,59	2,67	-25,77	0,28	0,28	0,00
19	4,20	2,28	-45,63	0,24	0,24	0,00
20	6,04	1,59	-73,75	0,17	0,17	0,00
21	3,92	2,44	-37,62	0,26	0,26	0,00
22	3,51	2,73	-22,01	0,29	0,29	0,00
23	3,76	2,55	-32,29	0,27	0,27	0,00
24	5,24	1,83	-65,05	0,19	0,19	0,00
25	3,72	2,57	-30,89	0,27	0,27	0,00
26	5,75	1,67	-71,00	0,17	0,17	0,00
27	3,59	2,67	-25,78	0,28	0,28	0,00

Quadro 21, conclusão

28	4,87	1,97	-59,58	0,21	0,21	0,00
29	4,63	2,07	-55,34	0,22	0,22	0,00
30	4,31	2,22	-48,39	0,23	0,23	0,00
31	5,03	1,90	-62,15	0,20	0,20	0,00
32	4,81	1,99	-58,50	0,21	0,21	0,00
33	5,20	1,84	-64,53	0,19	0,19	0,00
34	4,16	2,30	-44,69	0,24	0,24	0,00
35	7,15	1,34	-81,28	0,14	0,14	0,00
36	4,01	2,39	-40,28	0,25	0,25	0,00
37	4,37	2,19	-49,84	0,23	0,23	0,00
38	6,66	1,44	-78,42	0,15	0,15	0,00
39	5,09	1,88	-62,95	0,20	0,20	0,00
40	5,04	1,90	-62,31	0,20	0,20	0,00
41	4,77	2,01	-57,93	0,21	0,21	0,00
42	3,83	2,50	-34,76	0,26	0,26	0,00
43	3,99	2,40	-39,71	0,25	0,25	0,00
44	3,34	2,87	-14,27	0,30	0,30	0,00
45	5,20	1,84	-64,54	0,19	0,19	0,00
46	3,81	2,52	-33,89	0,26	0,26	0,00
47	5,58	1,72	-69,18	0,18	0,18	0,00

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

Reduzir o valor do ativo total significa reduzir aplicação de recursos, podendo conduzir a um resultado econômico e financeiro ruim. A melhor alternativa, neste caso, é aumentar o patrimônio líquido.

Dentre as alternativas para incremento do patrimônio líquido estão a captação de mais associados, aumentando, assim, o capital social da cooperativa; o incremento da reserva de sobras, que pode ocorrer em função do aumento do percentual destinado a esta conta devido a resultado positivo da conta sobras ou

perdas líquidas da demonstração sobre e perdas. As sobras acumuladas se referem a recursos aguardando destinação.

Conforme Quadro 21, não há alvo a se considerar no caso do indicador IF, de forma que todas as unidades não têm metas a considerar. Tendo em vista que as contas dos indicadores LEV e IF são as mesmas, trocando-se apenas a posição no numerador e denominador, o alvo para o indicador LEV irá redundar, automaticamente, na melhoria do indicador IF.

Os gestores das outras DMUs (cooperativas) consideradas ineficientes devem conduzir as mesmas análises feitas para a DMU 35 para as suas organizações, de forma a se maximizar o desempenho.

4.2.3.5 Análise de eficiência para o grupo Capital e Risco, para o ano de 2013

Posteriormente à seleção de variáveis a compor o modelo CCR DEA orientado a *input*, a análise da eficiência das cooperativas de crédito foi conduzida, sendo os resultados apresentados no Quadro 22.

Das 47 cooperativas em estudo para o ano de 2013, uma delas, a DMU 02, apresentou a maior eficiência do conjunto na utilização dos recursos, sendo considerada *benchmark* para as demais.

A diferença de *score* de eficiência, ou amplitude, entre as cooperativas com maior eficiência e a cooperativa com maior ineficiência, DMU 08 - que apresentou score de eficiência 20,99 - é da ordem de 79,01, ou 376,42%, valor bastante expressivo.

A cooperativa posicionada sob a fronteira envoltória pertence à mesorregião mineira do Vale do Mucuri. A cooperativa que apresentou maior ineficiência no grupo de unidades sob estudo, DMU 08, pertence à mesorregião mineira do Sul e Sudoeste de Minas.

Quadro 22 Eficiência das DMUs do grupo Capital e Risco, para o ano de 2013

N	Cooperativa	Eficiência	N	Cooperativa	Eficiência
1	08	20,99	25	31	49,56
2	35	23,54	26	03	51,61
3	38	27,17	27	46	52,46
4	01	27,50	28	39	54,36
5	16	29,24	29	28	58,10
6	17	31,37	30	37	58,78
7	09	31,56	31	13	60,79
8	12	32,53	32	32	62,28
9	20	34,37	33	18	67,51
10	24	34,97	34	19	69,17
11	26	37,36	35	25	70,37
12	11	38,02	36	34	70,61
13	04	39,41	37	42	70,75
14	47	39,52	38	36	72,29
15	15	40,31	39	14	74,43
16	43	42,37	40	27	80,86
17	45	42,50	41	21	81,67
18	29	42,52	42	06	87,41
19	05	42,72	43	22	88,87
20	10	42,80	44	44	91,49
21	33	43,14	45	23	96,85
22	30	43,33	46	07	99,83
23	40	43,41	47	02	100,00
24	41	48,20			

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

No Quadro 23 apresentam-se os valores das metas, ou alvos, para o ano de 2013, a serem perseguidos pelos gestores das DMUs do grupo Capital e Risco que não estão posicionadas na fronteira de eficiência. As metas estão

dispostas na forma de ganho, manutenção ou redução percentual que os indicadores IF e LEV devem apresentar para atendimento do alvo.

Como exemplo, a DMU 08, pior situação em termos de eficiência financeira, deve perseguir a meta de reduzir o indicador de *input* LEV em 79,01%, ou seja, o escore deve atingir o valor de 1,55. Para a consecução deste objetivo, os gestores podem reduzir o Ativo Total e, ou aumentar o Patrimônio Líquido.

Quadro 23 Alvos por indicador para as DMUs do grupo Capital e Risco, para o ano de 2013

DMU	LEV Valor	LEV Alvo	LEV Ganho (%)	IF Valor	IF Alvo	IF Ganho (%)
01	6,45	1,78	-72,50	0,15	0,15	0,00
02	3,39	3,39	0,00	0,30	0,30	0,00
03	4,71	2,43	-48,39	0,21	0,21	0,00
04	5,39	2,13	-60,59	0,19	0,19	0,00
05	5,18	2,21	-57,28	0,19	0,19	0,00
06	3,62	3,16	-12,59	0,28	0,28	0,00
07	3,39	3,38	-0,17	0,30	0,30	0,00
08	7,39	1,55	-79,01	0,14	0,14	0,00
09	6,03	1,90	-68,44	0,17	0,17	0,00
10	5,17	2,21	-57,20	0,19	0,19	0,00
11	5,49	2,09	-61,98	0,18	0,18	0,00
12	5,94	1,93	-67,47	0,17	0,17	0,00
13	4,34	2,64	-39,21	0,23	0,23	0,00
14	3,92	2,92	-25,57	0,25	0,25	0,00
15	5,33	2,15	-59,69	0,19	0,19	0,00
16	6,26	1,83	-70,76	0,16	0,16	0,00
17	6,04	1,90	-68,63	0,17	0,17	0,00
18	4,12	2,78	-32,49	0,24	0,24	0,00
19	4,07	2,82	-30,83	0,25	0,25	0,00

Quadro 23, conclusão

20	5,77	1,98	-65,63	0,17	0,17	0,00
21	3,75	3,06	-18,33	0,27	0,27	0,00
22	3,59	3,19	-11,13	0,28	0,28	0,00
23	3,44	3,33	-3,15	0,29	0,29	0,00
24	5,72	2,00	-65,03	0,17	0,17	0,00
25	4,04	2,84	-29,63	0,25	0,25	0,00
26	5,54	2,07	-62,64	0,18	0,18	0,00
27	3,76	3,04	-19,14	0,27	0,27	0,00
28	4,44	2,58	-41,90	0,23	0,23	0,00
29	5,19	2,21	-57,48	0,19	0,19	0,00
30	5,14	2,23	-56,67	0,19	0,19	0,00
31	4,81	2,38	-50,44	0,21	0,21	0,00
32	4,29	2,67	-37,72	0,23	0,23	0,00
33	5,15	2,22	-56,86	0,19	0,19	0,00
34	4,03	2,84	-29,39	0,25	0,25	0,00
35	6,98	1,64	-76,46	0,14	0,14	0,00
36	3,98	2,88	-27,71	0,25	0,25	0,00
37	4,42	2,60	-41,22	0,23	0,23	0,00
38	6,49	1,76	-72,83	0,15	0,15	0,00
39	4,59	2,50	-45,64	0,22	0,22	0,00
40	5,14	2,23	-56,59	0,19	0,19	0,00
41	4,88	2,35	-51,80	0,21	0,21	0,00
42	4,02	2,85	-29,25	0,25	0,25	0,00
43	5,20	2,20	-57,63	0,19	0,19	0,00
44	3,54	3,24	-8,51	0,28	0,28	0,00
45	5,19	2,21	-57,50	0,19	0,19	0,00
46	4,67	2,45	-47,54	0,21	0,21	0,00
47	5,38	2,13	-60,48	0,19	0,19	0,00

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

A redução das contas componentes do Ativo Total pode significar a restrição da aplicação de recursos e, dessa forma, conduzir a um resultado econômico e financeiro ruim. A melhor alternativa, neste caso, é aumentar o patrimônio líquido, trabalhando estrategicamente o crescimento de suas subcontas.

Dentre as alternativas de ação para fomento do patrimônio líquido estão a captação de mais associados, aumentando assim o investimento no capital social da cooperativa; a integralização do capital social que ainda não foi efetivamente investido e o aumento da reserva de sobras, que pode ocorrer em função do aumento do percentual destinado a esta conta por meio do resultado positivo da conta Sobras ou Perdas Líquidas da Demonstração Sobra e Perdas. As sobras acumuladas se referem a recursos aguardando destinação.

Conforme se observa no Quadro 23, não há alvo a se considerar no caso do indicador IF, de forma que todas as unidades não têm metas a considerar.

Os gestores das outras DMUs (cooperativas) consideradas ineficientes devem conduzir as mesmas análises realizadas para a DMU 08 para as suas unidades, de forma a se maximizar o desempenho.

4.2.3.6 Comparação dos resultados de eficiência do grupo Capital e Risco, para os anos de 2012 e 2013

No Quadro 24 apresenta-se a variação da eficiência das cooperativas de crédito, para os dois anos em estudo.

Quadro 24 Variação da eficiência do grupo Capital e Risco, para os dois anos em estudo

DMU	Eficiência 2012	Eficiência 2013	Ganho de eficiência	Ganho de eficiência (%)
1	26,56	27,5	0,94	3,54%
2	100,00	100,00	0,00	0,00%
3	53,47	51,61	-1,86	-3,48%
4	51,47	39,41	-12,06	-23,43%
5	44,64	42,72	-1,92	-4,30%
6	68,20	87,41	19,21	28,17%
7	73,62	99,83	26,21	35,60%
8	22,85	20,99	-1,86	-8,14%
9	25,48	31,56	6,08	23,86%
10	27,25	42,80	15,55	57,06%
11	50,59	38,02	-12,57	-24,85%
12	26,11	32,53	6,42	24,59%
13	52,39	60,79	8,40	16,03%
14	70,50	74,43	3,93	5,57%
15	39,93	40,31	0,38	0,95%
16	28,98	29,24	0,26	0,90%
17	32,74	31,37	-1,37	-4,18%
18	74,23	67,51	-6,72	-9,05%
19	54,37	69,17	14,8	27,22%
20	26,25	34,37	8,12	30,93%
21	62,38	81,67	19,29	30,92%
22	77,99	88,87	10,88	13,95%
23	67,71	96,85	29,14	43,04%
24	34,95	34,97	0,02	0,06%
25	69,11	70,37	1,26	1,82%

Quadro 24, conclusão

26	29,00	37,36	8,36	28,83%
27	74,22	80,86	6,64	8,95%
28	40,42	58,10	17,68	43,74%
29	44,66	42,52	-2,14	-4,79%
30	51,61	43,33	-8,28	-16,04%
31	37,85	49,56	11,71	30,94%
32	41,50	62,28	20,78	50,07%
33	35,47	43,14	7,67	21,62%
34	55,31	70,61	15,30	27,66%
35	18,72	23,54	4,82	25,75%
36	59,72	72,29	12,57	21,05%
37	50,16	58,78	8,62	17,19%
38	21,58	27,17	5,59	25,90%
39	37,05	54,36	17,31	46,72%
40	37,69	43,41	5,72	15,18%
41	42,07	48,20	6,13	14,57%
42	65,24	70,75	5,51	8,45%
43	60,29	42,37	-17,92	-29,72%
44	85,73	91,49	5,76	6,72%
45	35,46	42,50	7,04	19,85%
46	66,11	52,46	-13,65	-20,65%
47	30,82	39,52	8,70	28,23%

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

Analisando-se os pontos extremos para os anos de 2012 e 2013 verifica-se que a DMU mais eficiente em 2012, DMU 02, também foi a mais eficiente em 2013.

A cooperativa mais ineficiente em 2012, DMU 35, melhorou seu resultado no ano de 2013, porém, ainda obteve uma eficiência pífia, pois foi a segunda mais ineficiente neste ano.

A DMU 08, cooperativa mais ineficiente em 2013, piorou seu resultado, pois, em 2012, apresentou índice de eficiência de 22,85% e, em 2013, o resultado foi de 20,99%.

A melhoria da eficiência da DMU 35 de 2012 para 2013 se deve à variação negativa do indicador de *input* LEV, variação esta da ordem de 2,38%. O indicador de *output* IF se manteve constante, não sendo responsável pela variação positiva do indicador de eficiência da DMU 35.

A variação negativa do indicador LEV da DMU 35 se deve à variação positiva mais que proporcional da conta Patrimônio Líquido, que variou positivamente em 23,11%, em relação à conta Ativo Total, que variou positivamente em 20,05%.

A DMU 08 foi ranqueada como a terceira pior eficiência do conjunto das 47 cooperativas analisadas em 2012 e a mais ineficiente em 2013. Sua degeneração ocorreu em função da variação positiva do indicador de *input* LEV, da ordem de 14,04%. A variação positiva do indicador LEV se deu em função do aumento mais que proporcional da conta Ativo Total, da ordem de 27,09%, em relação à conta Patrimônio Líquido, que aumentou apenas 11,41%.

O indicador de *output* IF, da DMU 08, apesar de ter variado positivamente, da ordem de 6,7%, não foi suficiente para proporcionar melhoria significativa da eficiência da DMU 08 para o ano de 2013. A DMU 08 aumentou o consumo dos recursos de 2012 para 2013 e apresentou aumento menos que proporcional em suas saídas.

Das 47 DMUs analisadas no que se refere à variação de eficiência de 2012 para 2013, do grupo Capital e Risco, verifica-se que 35 melhoraram o índice de eficiência, 11 pioraram o índice de eficiência e apenas 1 manteve o

mesmo índice. A cooperativa que manteve o mesmo índice é aquela posicionada na fronteira de eficiência para os dois anos em estudo, DMU 02.

4.2.3.7 Análise de eficiência para o grupo Rentabilidade e Lucratividade, para o ano de 2012

Posteriormente à seleção de variáveis a compor o modelo BCC DEA orientado a *input*, a análise da eficiência econômica das cooperativas de crédito foi conduzida, sendo os resultados apresentados no Quadro 25.

Das 44 cooperativas estudadas para o ano de 2012, cinco delas, as DMUs 04, 21, 23, 24 e 34, apresentaram a maior eficiência do conjunto na utilização dos recursos.

Nenhuma unidade teve a DMU 04 como *benchmark*, a DMU 21 é *benchmark* para 34 unidades, a DMU 23 é *benchmark* para 13 unidades, a DMU 24 é *benchmark* para 26 unidades e a DMU 34 é *benchmark* para 3 unidades.

A diferença de escore de eficiência entre as cooperativas com maior eficiência e a cooperativa com maior ineficiência, DMU 47, que apresentou valor de 34,08, é da ordem de 65,92, ou 193,43%, valor muito expressivo.

Quadro 25 Eficiência das DMUs do grupo Rentabilidade e Lucratividade, para o ano de 2012

N	Cooperativa	Eficiência	N	Cooperativa	Eficiência
1	47	34,08	23	03	75,39
2	22	46,64	24	40	75,71
3	28	52,68	25	13	76,79
4	39	52,71	26	32	77,85
5	09	54,44	27	29	80,60
6	05	55,11	28	08	81,04
7	35	61,79	29	45	85,34
8	38	63,27	30	07	87,99
9	06	64,88	31	44	88,62
10	31	64,93	32	42	88,96
11	30	64,99	33	41	89,04
12	14	65,67	34	37	89,90
13	18	65,78	35	02	90,60
14	01	66,35	36	36	91,85
15	46	67,74	37	10	93,24
16	33	68,21	38	43	94,04
17	25	69,73	39	15	98,89
18	12	70,62	40	04	100,00
19	17	71,54	41	21	100,00
20	11	72,86	42	23	100,00
21	26	74,16	43	24	100,00
22	16	74,20	44	34	100,00

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

Das cooperativas posicionadas sob a fronteira envoltória, uma delas pertence à mesorregião mineira do Sul e Sudoeste de Minas, duas à mesorregião mineira do Triângulo Mineiro, uma à mesorregião mineira do Oeste de Minas e uma à mesorregião Metropolitana de Belo Horizonte.

A cooperativa que apresentou maior ineficiência, DMU 47, pertence à mesorregião Metropolitana de Belo Horizonte.

No Quadro 26 apresentam-se os valores dos indicadores, os alvos a serem perseguidos e ganho, manutenção ou redução percentual que o indicador irá apresentar quando do atendimento do alvo.

Quadro 26 Alvos por indicador para as DMUs do grupo Rentabilidade e Lucratividade, para o ano de 2012

DMU	JP Valor	JP Alvo	JP Ganho (%)	LA Valor	LA Alvo	LA Ganho (%)
01	0,07	0,05	-33,65	0,14	0,14	0,00
02	0,05	0,05	-9,40	0,14	0,14	0,00
03	0,07	0,05	-24,61	0,15	0,15	0,00
04	0,09	0,09	0,00	0,18	0,18	0,00
05	0,08	0,04	-44,89	0,11	0,11	0,00
06	0,08	0,05	-35,12	0,16	0,16	0,00
07	0,05	0,04	-12,01	0,13	0,13	0,00
08	0,05	0,04	-18,96	0,06	0,08	32,94
09	0,08	0,04	-45,56	0,11	0,11	0,00
10	0,05	0,05	-6,76	0,14	0,14	0,00
11	0,06	0,05	-27,14	0,13	0,13	0,00
12	0,06	0,04	-29,38	0,11	0,11	0,00
13	0,05	0,04	-23,21	0,10	0,1	0,00
14	0,06	0,04	-34,33	0,12	0,12	0,00
15	0,05	0,05	-1,11	0,14	0,14	0,00
16	0,06	0,04	-25,80	0,13	0,13	0,00
17	0,06	0,04	-28,46	0,11	0,11	0,00
18	0,06	0,04	-34,22	0,12	0,12	0,00
21	0,04	0,04	0,00	0,12	0,12	0,00
22	0,11	0,05	-53,36	0,16	0,16	0,00
23	0,04	0,04	0,00	0,08	0,08	0,00

Quadro 26, conclusão

24	0,05	0,05	0,00	0,16	0,16	0,00
25	0,09	0,06	-30,27	0,17	0,17	0,00
26	0,06	0,05	-25,84	0,13	0,13	0,00
28	0,09	0,05	-47,32	0,14	0,14	0,00
29	0,06	0,05	-19,40	0,13	0,13	0,00
30	0,06	0,04	-35,01	0,11	0,11	0,00
31	0,07	0,04	-35,07	0,12	0,12	0,00
32	0,05	0,04	-22,15	0,10	0,1	0,00
33	0,07	0,04	-31,79	0,13	0,13	0,00
34	0,07	0,07	0,00	0,17	0,17	0,00
35	0,07	0,04	-38,21	0,13	0,13	0,00
36	0,05	0,05	-8,15	0,14	0,14	0,00
37	0,05	0,04	-10,10	0,10	0,1	0,00
38	0,08	0,05	-36,73	0,14	0,14	0,00
39	0,12	0,06	-47,29	0,17	0,17	0,00
40	0,06	0,05	-24,29	0,13	0,13	0,00
41	0,05	0,04	-10,96	0,08	0,08	0,78
42	0,05	0,05	-11,04	0,14	0,14	0,00
43	0,04	0,04	-5,96	0,12	0,12	0,00
44	0,05	0,04	-11,38	0,13	0,13	0,00
45	0,06	0,05	-14,66	0,16	0,16	0,00
46	0,06	0,04	-32,26	0,11	0,11	0,00
47	0,12	0,04	-65,92	0,11	0,11	0,00

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

Como exemplo, a DMU 47, a pior situação em termos de eficiência econômica, deve perseguir a meta de reduzir o indicador de *input* JP, que apresenta meta de redução de 65,92%, ou seja, o score deve atingir o valor de 0,04. Para a consecução deste objetivo, os gestores podem reduzir despesa de intermediação financeira e, ou aumentar o passivo total.

O aumento do passivo total está condicionado ao incremento do passivo exigível e, ou do patrimônio líquido. Uma possível ação para o fomento do passivo total por meio do incremento do patrimônio líquido é a captação de associados com conseqüente aumento do capital social. Outra possível ação é a destinação de maior percentual das sobras para a reserva de sobras.

A redução das despesas de intermediação financeira deve ser analisada estrategicamente, pois pode significar redução nas taxas de juros pagos aos tomadores, o que redundaria em falta de competitividade em função da discrepância com as taxas praticadas no mercado.

Dessa forma, os gestores da DMU 47 devem agir estrategicamente tomando medidas que redundem na redução do custo das operações de captação no mercado, e estimulação da obtenção de recursos por meio das fontes que lhe sejam menos onerosas, tudo isso, porém, sem perda de competitividade.

Para a DMU 47, o indicador de *output* LA não precisa ser alterado, ou seja, não há meta a ser perseguida.

Os gestores das outras DMUs (cooperativas) consideradas ineficientes devem conduzir as mesmas análises feitas para a DMU 47 para as suas organizações, de forma a se maximizar a rentabilidade.

4.2.3.8 Análise de eficiência para o grupo Rentabilidade e Lucratividade, para o ano de 2013

Posteriormente à seleção de variáveis a compor o modelo BCC DEA orientado a *input*, a análise da eficiência econômica das cooperativas de crédito foi conduzida, sendo os resultados apresentados no Quadro 27.

Das 44 cooperativas em estudo para o ano de 2013, sete delas, as DMUs 03, 08, 13, 21, 36, 45 e 46, apresentaram a maior eficiência do conjunto na utilização dos recursos, ou seja, 100%.

A DMU 03 é *benchmark* para 5 DMUs ineficientes, a DMU 08 é *benchmark* para 25, a DMU 13 é *benchmark* para 6, a DMU 21 é *benchmark* para 35, nenhuma unidade teve as DMUs 36 e 45 como *benchmark*, e a DMU 46 é *benchmark* para 8 unidades ineficientes.

A diferença de escore de eficiência entre as cooperativas com maior eficiência e a cooperativa com maior ineficiência, DMU 25, que apresentou valor 71,34, é da ordem de 28,66, ou 40,17%, valor pouco expressivo.

Das cooperativas posicionadas sob a fronteira envoltória, uma delas pertence à mesorregião mineira do Vale do Jequitinhonha, três à mesorregião mineira do Triângulo Mineiro, uma à mesorregião mineira do Sul e sudoeste de Minas, uma à mesorregião mineira do Norte de Minas e uma à mesorregião mineira da Zona da Mata.

A cooperativa que apresentou maior ineficiência, DMU 25, pertence à mesorregião do Noroeste de Minas.

Quadro 27 Eficiência das DMUs do grupo Rentabilidade e Lucratividade, para o ano de 2013

N	Cooperativa	Eficiência	N	Cooperativa	Eficiência
1	25	71,34	23	18	85,88
2	10	75,36	24	23	86,83
3	44	76,63	25	16	87,03
4	38	78,69	26	40	87,19
5	17	79,23	27	29	87,78
6	31	79,47	28	09	89,35
7	35	79,57	29	33	89,96
8	39	80,2	30	07	90,14
9	28	80,38	31	24	91,03
10	01	81,76	32	11	91,26
11	30	82,58	33	02	92,41
12	06	82,89	34	37	93,37
13	04	83,68	35	26	95,65
14	34	84,06	36	42	96,77
15	47	84,16	37	14	96,90
16	12	84,26	38	03	100,00
17	22	84,46	39	08	100,00
18	41	84,59	40	13	100,00
19	05	85,09	41	21	100,00
20	32	85,24	42	36	100,00
21	15	85,49	43	45	100,00
22	43	85,56	44	46	100,00

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

No Quadro 28 apresentam-se os valores dos indicadores, os alvos a serem perseguidos e o ganho ou redução percentual que o indicador irá apresentar quando do atendimento do alvo. Os alvos são as metas a serem

atingidas pelos gestores das DMUs (cooperativas) ineficientes, para cada indicador, de modo que a DMU atinja a eficiência.

Como exemplo, a DMU 25, a pior situação em termos de eficiência econômica, deve perseguir a meta de aumentar o indicador de *output* RSIT de 0,0200 para 0,0234, o que lhe proporcionará um ganho percentual de 17,12%. Para atingir a meta estabelecida os gestores da cooperativa podem aumentar o lucro líquido, ou seja, as sobras, ou reduzir o ativo total.

Neste caso, os gestores podem alterar as duas contas, de forma a aumentar o lucro líquido e reduzir o ativo total. A redução do ativo total deve ser executada de forma cuidadosa, haja vista que o que se pretende é aumentar o retorno que os ativos elencados atualmente no balanço patrimonial da DMU proporcionam. Sua redução indiscriminada pode ter efeito adverso, qual seja reduzir o retorno.

Os gestores da DMU (cooperativa) podem e devem utilizar todo ferramental analítico disponível, de forma a identificar os principais gargalos do sistema que conduzem ao estrangulamento das sobras à disposição da cooperativa no final do exercício social.

Quadro 28 Alvos por indicador para as DMUs do grupo Rentabilidade e Lucratividade, para o ano de 2013

DMU	CMC Valor	CMC Alvo	CMC Ganho (%)	EF Valor	EF Alvo	EF Ganho (%)	RSIT Valor	RSIT Alvo	RSIT Ganho (%)
01	0,07	0,06	-18,24	0,87	0,71	-18,24	0,00	0,01	159,82
02	0,07	0,06	-7,59	0,61	0,57	-7,59	0,02	0,02	0,00
03	0,06	0,06	0,00	0,64	0,64	0,00	0,03	0,03	0,00
04	0,07	0,06	-16,32	0,75	0,62	-16,32	0,01	0,02	28,45
05	0,07	0,06	-14,91	0,83	0,71	-14,91	0,01	0,01	12,30
06	0,07	0,06	-17,11	0,74	0,62	-17,11	0,01	0,02	25,13
07	0,07	0,06	-9,86	0,74	0,60	-18,82	0,02	0,02	0,00
08	0,06	0,06	0,00	0,78	0,78	0,00	0,01	0,01	0,00
09	0,07	0,06	-10,65	0,64	0,57	-10,65	0,02	0,02	0,00
10	0,08	0,06	-24,64	0,97	0,73	-24,64	0,00	0,01	813,46
11	0,06	0,06	-8,74	0,80	0,73	-8,74	0,01	0,01	5,35
12	0,07	0,06	-15,74	0,91	0,67	-26,61	0,01	0,01	0,00
13	0,07	0,07	0,00	0,54	0,54	0,00	0,03	0,03	0,00
14	0,07	0,07	-3,10	0,54	0,52	-3,10	0,02	0,02	0,00
15	0,07	0,06	-14,51	0,92	0,57	-38,00	0,02	0,02	0,00
16	0,07	0,06	-12,97	1,17	0,78	-33,54	0,00	0,01	1174,68
17	0,08	0,06	-20,77	0,98	0,66	-32,29	0,01	0,01	0,00
18	0,07	0,06	-14,12	0,82	0,61	-25,38	0,02	0,02	0,00
21	0,06	0,06	0,00	0,55	0,55	0,00	0,02	0,02	0,00
22	0,08	0,07	-15,54	0,61	0,52	-15,54	0,02	0,02	0,00
23	0,07	0,06	-13,17	0,73	0,58	-20,16	0,02	0,02	0,00
24	0,07	0,06	-8,97	0,91	0,70	-23,70	0,01	0,01	0,00
25	0,09	0,06	-28,66	0,78	0,56	-28,66	0,02	0,02	17,12
26	0,06	0,06	-4,35	0,78	0,75	-4,35	0,01	0,01	43,91
28	0,08	0,06	-19,62	0,74	0,60	-19,62	0,01	0,02	77,87
29	0,07	0,06	-12,22	0,77	0,68	-12,22	0,01	0,01	84,28

Quadro 28, conclusão

30	0,09	0,07	-19,45	0,51	0,42	-17,42	0,02	0,02	4,89
31	0,08	0,06	-20,53	0,83	0,57	-30,67	0,02	0,02	0,00
32	0,07	0,06	-14,76	0,63	0,54	-14,76	0,01	0,02	39,89
33	0,07	0,06	-10,04	0,76	0,67	-12,68	0,01	0,01	0,00
34	0,08	0,07	-15,94	0,66	0,55	-15,94	0,03	0,03	0,00
35	0,07	0,06	-20,43	0,89	0,71	-20,43	0,01	0,01	16,79
36	0,09	0,09	0,00	0,54	0,54	0,00	0,04	0,04	0,00
37	0,06	0,06	-6,63	1,08	0,76	-29,60	0,01	0,01	0,00
38	0,08	0,06	-21,31	0,84	0,66	-21,31	0,01	0,01	60,51
39	0,09	0,07	-19,80	0,62	0,50	-19,80	0,02	0,02	0,00
40	0,07	0,06	-12,81	0,71	0,62	-12,81	0,01	0,02	24,05
41	0,07	0,06	-15,41	0,83	0,69	-17,28	0,01	0,01	0,00
42	0,06	0,06	-3,23	0,89	0,61	-31,97	0,02	0,02	0,00
43	0,07	0,06	-14,44	0,63	0,54	-14,44	0,01	0,02	45,57
44	0,08	0,06	-23,37	0,78	0,60	-23,37	0,01	0,02	17,44
45	0,07	0,07	0,00	0,94	0,94	0,00	0,03	0,03	0,00
46	0,07	0,07	0,00	0,42	0,42	0,00	0,02	0,02	0,00
47	0,07	0,06	-15,84	0,65	0,55	-15,84	0,01	0,02	33,49

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

Já o indicador de *input* CMC tem meta de redução de 28,66%, ou seja, o score deve atingir o valor de 0,06. Para a consecução deste objetivo os gestores podem reduzir despesas financeiras de captação no mercado e, ou aumentar o valor da conta depósitos a prazo.

A redução das despesas financeiras de captação muitas vezes implica em remuneração aos poupadores inferior àquela percebida pelo mercado, o que pode conduzir à redução proporcional ou mais que proporcional dos depósitos a prazo. Uma estratégia interessante seria o aumento dos depósitos a prazo com redução menos que proporcional das despesas financeiras de captação.

Ainda considerando como exemplo a DMU 25, o indicador de *input* EF deve ser reduzido em 28,66%, de forma que o escore deve atingir o valor de 0,56. Para atingir essa meta, os gestores podem reduzir despesas operacionais e, ou aumentar o valor da conta de receita de intermediação financeira.

Ressalta-se que se o aumento da conta Receita de Intermediação Financeira não implicar no aumento dos empréstimos, mas no aumento da remuneração paga pelo tomador, a missão da cooperativa de crédito, qual seja a de proporcionar taxas mais atrativas que aquelas praticadas no mercado não será atingida. Uma opção interessante é a redução das despesas operacionais.

Os gestores das outras DMUs (cooperativas) consideradas ineficientes devem conduzir as mesmas análises feitas para a DMU 25 para as suas organizações, de forma a se maximizar a rentabilidade.

4.2.3.9 Comparação dos resultados de eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, para os anos de 2012 e 2013

Como foram utilizados *inputs* e *outputs* diferentes para os anos de 2012 e 2013, a comparação e a análise dos scores de eficiência das cooperativas não foram realizadas.

4.3 Estrutura de dependência espacial das cooperativas de crédito de livre admissão

Nesta seção apresentam-se os resultados do estudo da dependência espacial da eficiência econômico-financeira, modelada por meio da DEA, dos grupos Solvência e Liquidez, Capital e Risco, e Rentabilidade e Lucratividade, para os anos de 2012 e 2013, de cooperativas de crédito de livre admissão.

Na Figura 1 apresenta-se a distribuição geográfica das cooperativas de crédito de livre admissão de Minas Gerais filiadas à central Sicoob Crediminas.

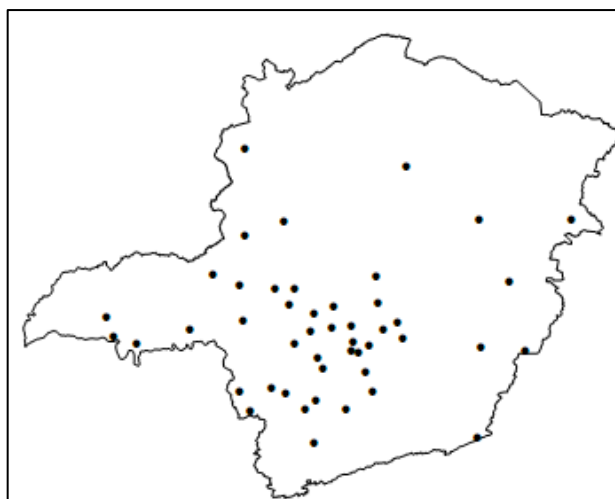


Figura 1 Distribuição geográfica das cooperativas de crédito
Fonte: Dados da pesquisa (2015)

Como se verifica na Figura 1, a distribuição de pontos no espaço é irregular, ou seja, a análise geoestatística foi conduzida por meio de uma malha irregular. No caso deste estudo não foi possível realizar o planejamento e a coleta de dados para a obtenção de uma malha regular, haja vista tratarem-se de cooperativas de crédito, ou seja, os pontos a serem coletados já estão determinados a priori no espaço.

4.3.1 Análise geoestatística dos resultados da análise DEA para os grupos Solvência e Liquidez, Capital e Risco, e Rentabilidade e Lucratividade, nos anos de 2012 e 2013

A análise geoestatística seguiu as etapas de análise exploratória de dados, verificação da estrutura espacial por meio do semivariograma,

interpolação por meio da krigagem ordinária e validação dos resultados por meio da validação para aqueles dados que apresentaram forte ou moderado grau de dependência espacial.

4.3.1.1 Análise exploratória dos resultados de eficiência do grupo Solvência e Liquidez, no ano de 2012

Tendo por objetivo a construção do semivariograma para a verificação da dependência espacial, foi realizada a análise exploratória dos dados de eficiência do grupo Solvência e Liquidez, para o ano de 2012.

Primeiramente, foi feita a verificação do indicador de assimetria do conjunto analisado. Mesmo não sendo necessário que os dados sejam modelados pela distribuição normal, Kerry e Oliver (2007) asseveram que, idealmente, o indicador de assimetria do conjunto sob estudo deve estar situado entre -1 e +1, indicando a não necessidade de transformação.

O valor do indicador de assimetria é de 0,913, com erro padrão de 0,327. Neste caso, o indicador de assimetria está situado na faixa ± 1 , sendo este um indicativo de que não há necessidade de transformação dos dados.

Foi utilizado o *boxplot* para a verificação da presença *outliers*, pois, conforme Kerry e Oliver (2007), o semivariograma é particularmente sensível aos valores discrepantes. O *outlier* pode afetar significativamente o semivariograma pela redução do alcance, mesmo no caso de elevada dependência espacial.

O *boxplot* para os dados de desempenho do grupo Solvência e Liquidez, para o ano de 2012, é apresentado no Gráfico 9, não havendo a presença de dados discrepantes.

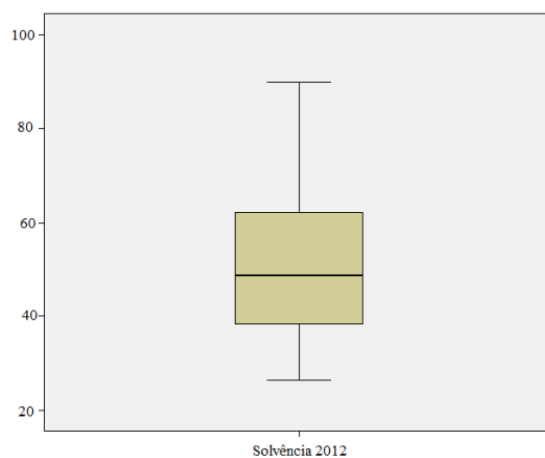


Gráfico 9 *Boxplot* dos dados de desempenho do grupo Solvência e Liquidez, para o ano de 2012

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

De acordo com Andriotti (2012), dentre as causas da não estacionaridade está a presença de tendência na variável regionalizada estudada, de tal forma que há dificuldade no ajuste de modelos adequados ao comportamento da variável.

No Gráfico 10 apresenta-se o diagrama de dispersão para a eficiência em Solvência e Liquidez, e longitude (X_Albers). Como se pode verificar visualmente há tendência cúbica no resultado do gráfico.

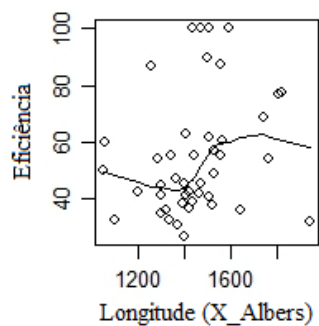


Gráfico 10 Diagrama de dispersão para a eficiência do grupo Solvência e Liquidez, e longitude, no ano de 2012

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

No Gráfico 11 observa-se o diagrama de dispersão para a eficiência em Solvência e Liquidez, e latitude (Y_Albers). Visualmente se pode verificar que há tendência quadrática no resultado do gráfico.

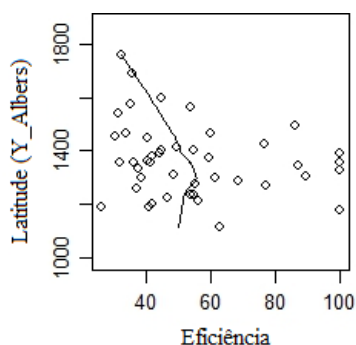


Gráfico 11 Diagrama de dispersão para a eficiência do grupo Solvência e Liquidez, e latitude, no ano de 2012

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

O resultado da avaliação dos Gráficos 10 e 11 é que a $E [Zx_i]$ não é constante, violando, dessa forma, a pressuposição de estacionaridade de 1ª ordem e, assim, por ocasião da construção do semivariograma, a tendência será removida.

A tendência foi retirada por meio do ajuste de um polinômio de 3º grau, pois, dessa forma, retira-se a tendência cúbica e quadrática.

4.3.1.2 Análise da dependência espacial da eficiência do grupo Solvência e Liquidez, no ano de 2012

Após a análise exploratória e a verificação de tendência nos dados, realizou-se a modelagem da continuidade espacial por meio do semivariograma experimental e teórico.

Conforme Vieira et al. (1983), quando a variável apresentar tendência, esta deve ser removida antes do ajuste do semivariograma. Portanto, foi feita a remoção da tendência cúbica, de tal forma que a análise semivariográfica foi efetuada utilizando-se os resíduos.

No Gráfico 12 apresenta-se o resultado do ajuste do semivariograma experimental e teórico para os dados da eficiência do grupo Solvência e Liquidez, para o ano de 2012.

Como se pode verificar no Gráfico 12, não houve dependência espacial, ou seja, ocorreu o fenômeno efeito pepita puro com patamar $C = 424$.

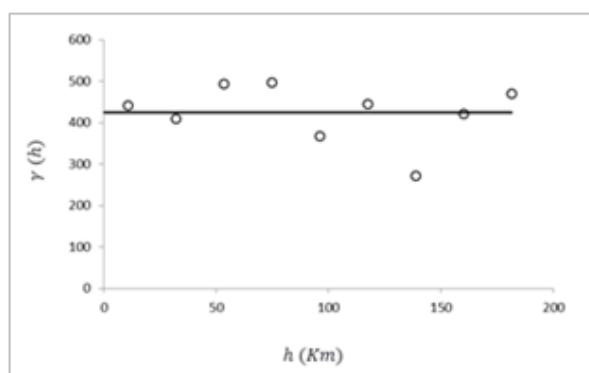


Gráfico 12 Semivariograma experimental e teórico da eficiência do grupo Solvência e Liquidez, para o ano de 2012

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

Com base no resultado do semivariograma, um dos possíveis fatores que justificariam a falta de dependência espacial seria o fato de que o grau de liquidez e solvência está relacionado com a estrutura do ativo e passivo.

Tal estrutura está baseada nos fatos econômicos que são lastreados pelas ações dos gestores, de forma que, em muitos dos casos, a cúpula administrativa define estrategicamente, a priori, o nível de liquidez em que irão operar, em função do risco de liquidez a que estão expostos.

4.3.1.3 Análise exploratória dos resultados de eficiência do grupo Solvência e Liquidez, no ano de 2013

O valor do indicador de assimetria para o conjunto analisado é de 0,293 com erro padrão de 0,344. Neste caso, o indicador de assimetria está situado na faixa de ± 1 , sendo este um indicativo de que não há necessidade de transformação dos dados.

Foi utilizado o *boxplot* para a verificação da presença *outliers*. O resultado da análise do *boxplot* para os dados de desempenho do grupo Solvência e Liquidez para o ano de 2013, conforme apresentado no Gráfico 13, é o de que não há a presença de dados discrepantes.

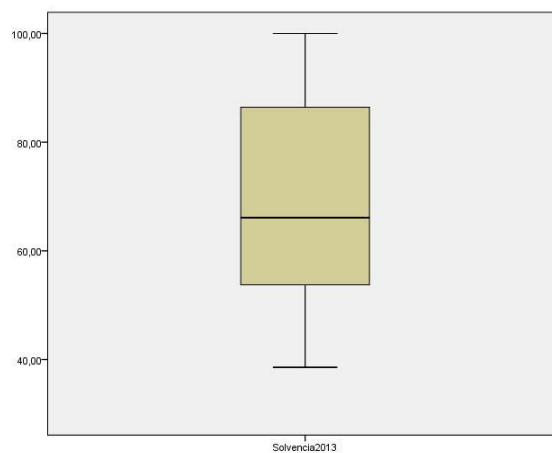


Gráfico 13 *Boxplot* dos dados de desempenho do grupo Solvência e Liquidez, para o ano de 2013

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

No Gráfico 14 apresenta-se o diagrama de dispersão para as variáveis de eficiência em Solvência e Liquidez, e longitude (X_Albers). Como se pode

verificar visualmente, há tendência quadrática no resultado do gráfico para os dados avaliados.

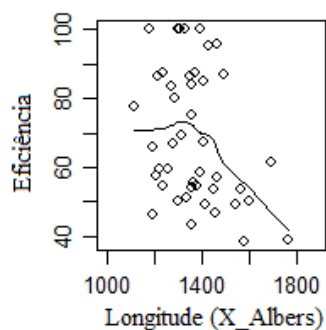


Gráfico 14 Diagrama de dispersão para as variáveis de eficiência do grupo Solvência e Liquidez, e longitude, no ano de 2013
Fonte: Dados da pesquisa (2015)

No Gráfico 15 apresenta-se o diagrama de dispersão para as variáveis de eficiência em Solvência e Liquidez, e latitude (Y_Albers). Visualmente se pode verificar que há tendência cúbica no resultado do gráfico.

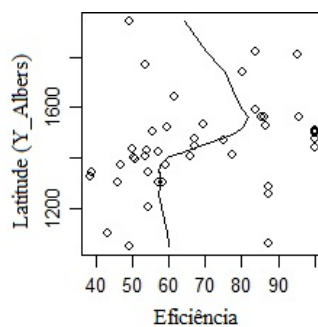


Gráfico 15 Diagrama de dispersão para as variáveis de eficiência do grupo Solvência e Liquidez, e latitude, no ano de 2013
Fonte: Dados da pesquisa (2015)

O resultado da avaliação dos Gráficos 14 e 15 é o de que a $E[Zx_i]$ não é constante, violando a pressuposição de estacionaridade de 1ª ordem e, dessa forma, por ocasião da construção do semivariograma, a tendência será removida.

A tendência foi retirada por meio do ajuste de um polinômio de 3º grau, pois, desse modo, são removidas as tendências cúbica e quadrática.

4.3.1.4 Análise da dependência espacial da eficiência do grupo Solvência e Liquidez, no ano de 2013

Após a análise exploratória e a verificação de tendência nos dados, realizou-se a modelagem da continuidade espacial por meio do semivariograma experimental e teórico.

Como os dados apresentaram tendência, houve a remoção deste fenômeno por meio do ajuste de um polinômio de 3º grau, antes do ajuste do semivariograma, sendo, portanto, a análise semivariográfica efetuada utilizando-se os resíduos.

O resultado do ajuste do semivariograma experimental e teórico para os dados da eficiência do grupo Solvência e Liquidez, para o ano de 2013, pode ser observado no Gráfico 16.

O semivariograma do Gráfico 16 apresenta o fenômeno efeito pepita puro, de modo que não houve dependência espacial. O patamar do semivariograma apresenta valor $C = 228$.

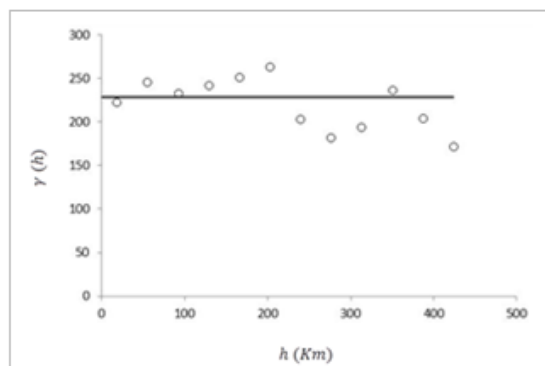


Gráfico 16 Semivariograma experimental e teórico da eficiência do grupo Solvência e Liquidez, para o ano de 2013

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

Um dos possíveis fatores que justificariam a ausência de dependência espacial seria o fato de que, em muitas das vezes, o nível de liquidez de uma instituição creditícia é definido *a priori*, de tal forma que a quantidade de capital de giro mantido pela organização depende do nível de tolerância ao risco de liquidez de seus gestores.

4.3.1.5 Análise exploratória dos resultados de eficiência do grupo Capital e Risco, no ano de 2012

Para o ano de 2012, o valor do indicador de assimetria é de 0,505, com erro padrão de 0,347. Neste caso, o indicador de assimetria para o ano em estudo, para o grupo Capital e Risco, está situado entre -1 e +1, indicativo de que não há necessidade de transformação dos dados.

Foi realizada a verificação da presença de dados discrepantes por meio do *boxplot*, pois conforme Kerry e Oliver (2007), o semivariograma é peculiarmente sensível aos *outliers*.

No Gráfico 17 apresenta-se o *boxplot* para o ano de 2012. O resultado da análise indica que não há a presença de valores discrepantes.

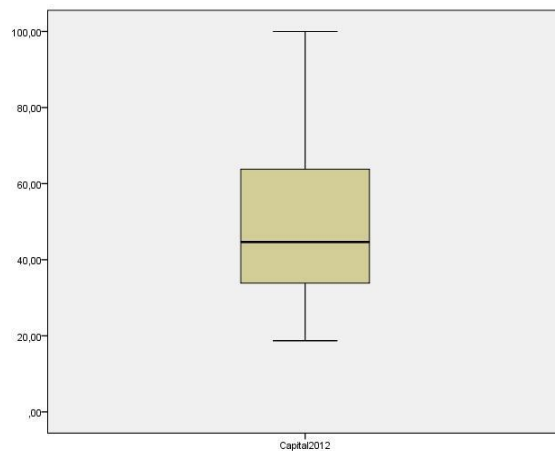


Gráfico 17 *Boxplot* dos dados de eficiência do grupo Capital e Risco, para o ano de 2012

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

Nos Gráficos 18 e 19 apresenta-se o diagrama de dispersão para verificação de tendência, para o ano de 2012.

O Gráfico 18 apresenta o diagrama de dispersão para as variáveis de eficiência em Capital e Risco, e longitude (X_Albers). Visualmente verifica-se que há tendência cúbica para o conjunto de dados analisado.

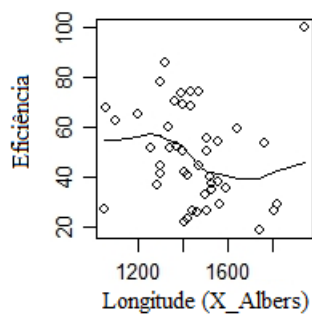


Gráfico 18 Diagrama de dispersão para as variáveis de eficiência do grupo Capital e Risco, e longitude, para o ano de 2012

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

No Gráfico 19 apresenta-se o diagrama de dispersão para as variáveis de eficiência em Capital e Risco, e latitude (Y_Albers). Visualmente se pode verificar que há tendência quadrática no resultado do gráfico.

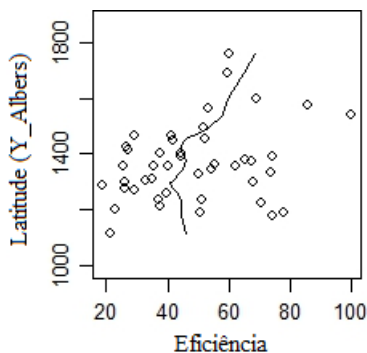


Gráfico 19 Diagrama de dispersão para as variáveis de eficiência do grupo Capital e Risco, e longitude, para o ano de 2012

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

Por meio dos resultados de tendência encontrados pode-se depreender que a $E[Zx_i]$ não é constante, transgredindo, desse modo, a pressuposição de estacionaridade de 1ª ordem. Por ocasião da construção do semivariograma, a tendência foi removida.

A remoção da tendência ocorreu por meio do ajuste de um polinômio de 3º grau ao conjunto analisado. Este grau de polinômio escolhido se deve ao fato de que são removidas as tendências cúbica e quadrática, automaticamente.

4.3.1.6 Análise da dependência espacial da eficiência do grupo Capital e Risco, no ano de 2012

Posteriormente à análise exploratória e à verificação de tendência nos dados, foi realizada a verificação da dependência espacial por meio do semivariograma experimental e teórico.

Como os dados apresentaram tendência, houve a remoção desta, ajustando-se um polinômio de 3º grau aos dados, antes da construção do semivariograma, de tal forma que a análise semivariográfica foi executada utilizando-se os resíduos.

No Gráfico 20 apresenta-se o resultado do semivariograma experimental e teórico para os dados da eficiência do grupo Capital e Risco, para o ano de 2012.

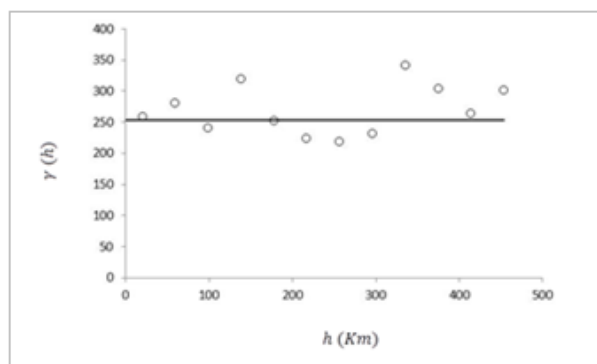


Gráfico 20 Semivariograma experimental e teórico da eficiência do grupo Capital e Risco, para o ano de 2012

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

O semivariograma apresentado no Gráfico 20 exibe efeito pepita puro, de modo que se depreende não haver dependência espacial. O patamar do semariograma apresenta valor $C = 253$.

Um dos possíveis fatores que justificariam o resultado do semivariograma, ou seja, efeito pepita puro para o grupo Capital e Risco, refere-se ao fato de que o risco financeiro está relacionado ao nível de estrutura de capital próprio que os gestores estariam dispostos a manter.

A estrutura de capital que privilegia o capital de terceiros, trabalhando, dessa forma, de maneira alavancada, em detrimento do capital próprio maximiza

o risco financeiro. Caso contrário, há a maximização do risco operacional. Esta decisão ocorre em função do planejamento estratégico da cúpula administrativa da cooperativa.

4.3.1.7 Análise exploratória dos resultados de eficiência do grupo Capital e Risco, no ano de 2013

No ano de 2013, o valor do indicador de assimetria é de 0,595, com erro padrão de 0,337. Neste caso, o indicador de assimetria para o ano em estudo está situado entre -1 e +1, não sendo necessária a transformação dos dados.

Foi realizada a verificação da presença de *outliers* por meio do *boxplot*, e o resultado da análise, conforme Gráfico 21, indica que não há a presença de valores discrepantes.

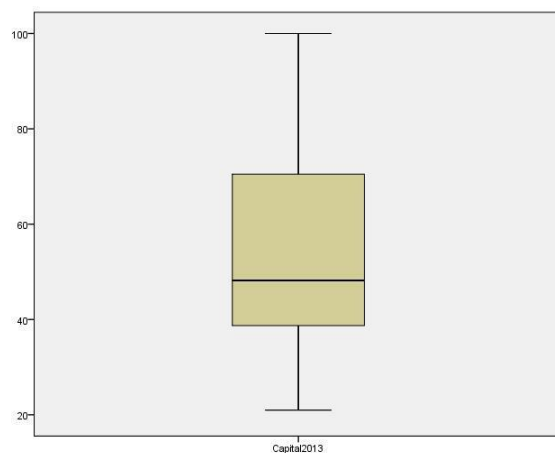


Gráfico 21 *Boxplot* dos dados de eficiência do grupo Capital e Risco, para o ano de 2013

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

O diagrama de dispersão para as variáveis de eficiência em Capital e Risco, e longitude (X_Albers) está apresentado no Gráfico 22. Visualmente se verifica que há tendência quadrática para o conjunto de dados analisado.

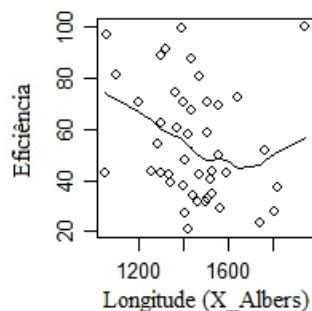


Gráfico 22 Diagrama de dispersão para as variáveis de eficiência do grupo Capital e Risco, e longitude, no ano de 2013
Fonte: Dados da pesquisa (2015)

No Gráfico 23 apresenta-se o diagrama de dispersão para as variáveis de eficiência em Capital e Risco, e latitude (Y_Albers). Visualmente se pode verificar que há tendência cúbica no resultado do gráfico.

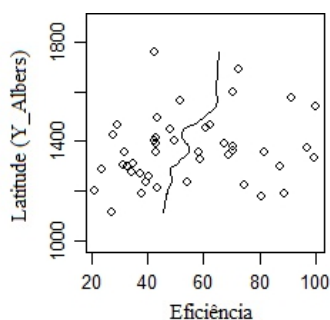


Gráfico 23 Diagrama de dispersão para as variáveis de eficiência do grupo Capital e Risco, e longitude, para o ano de 2013
Fonte: Dados da pesquisa (2015)

Por meio dos resultados de tendência encontrados nos Gráficos 22 e 23 verifica-se que a $E[Zx_i]$ não é constante, infringindo o pressuposto de estacionaridade de 1ª ordem.

A remoção da tendência ocorreu por meio do ajuste de um polinômio de 3º grau ao conjunto analisado.

4.3.1.8 Análise da dependência espacial da eficiência do grupo Capital e Risco, para o ano de 2013

A verificação da dependência espacial por meio do semivariograma experimental e teórico foi realizada posteriormente à análise exploratória e à verificação de tendência nos dados.

A tendência foi removida ajustando-se um polinômio de 3º grau aos dados, de tal forma que a análise semivariográfica foi executada por meio dos resíduos.

No Gráfico 24 apresenta-se o resultado do semivariograma experimental e teórico para os dados da eficiência do grupo Capital e Risco, no ano de 2013.

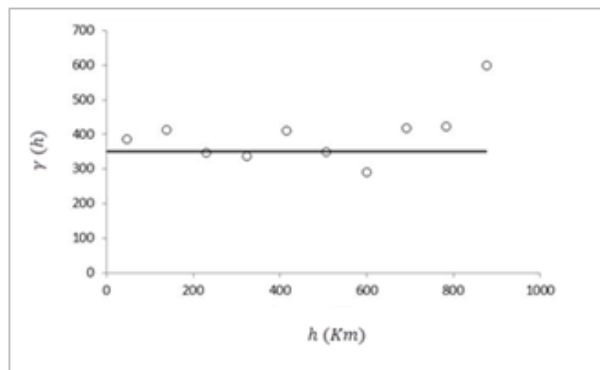


Gráfico 24 Semivariograma experimental e teórico da eficiência do grupo Capital e Risco, para o ano de 2013

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

O semivariograma apresentado no Gráfico 24 exhibe efeito pepita puro, de modo que não há dependência espacial. O valor do patamar do semivariograma é $C = 350$.

Uma das possíveis justificativas para o resultado encontrado por meio do semivariograma refere-se ao fato de que o risco financeiro está relacionado ao nível de risco de liquidez que os gestores estariam dispostos a tolerar. Para o ajuste deste risco determinariam estrategicamente a composição da estrutura de capital mais conveniente, privilegiando o capital de terceiros em detrimento de capital próprio no caso de apresentarem “apetite” ao risco, ou, caso contrário, privilegiando capital próprio no caso de aversão ao risco.

4.3.1.9 Análise exploratória dos resultados de eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, no ano de 2012

No ano de 2012, o conjunto de dados de eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade apresentou valor do indicador de assimetria de -0,280, com erro padrão de 0,357. Neste caso, o indicador de assimetria para o ano em estudo está situado entre -1 e +1, não sendo necessária a transformação dos dados.

Foi realizada a verificação da presença de *outliers* por meio do *boxplot*, apresentado no Gráfico 25, e o resultado da análise indica que não há a presença de valores discrepantes.

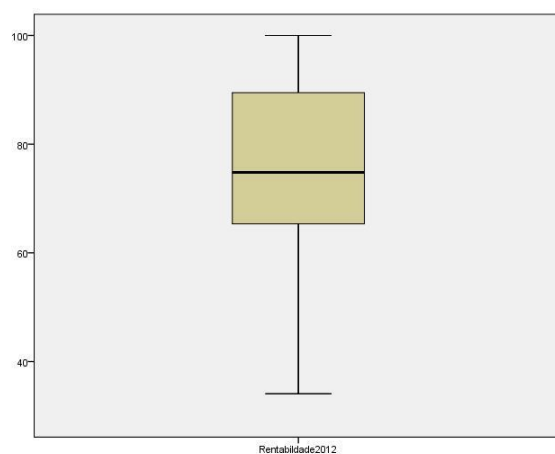


Gráfico 25 *Boxplot* dos dados de eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, para o ano de 2012

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

O diagrama de dispersão para as variáveis de eficiência em Rentabilidade e Lucratividade, e longitude (X_Albers) está apresentado no Gráfico 26. Visualmente se pode verificar que há tendência cúbica no conjunto de dados analisado.

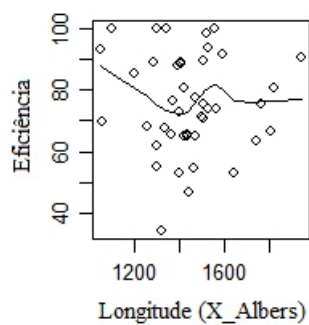


Gráfico 26 Diagrama de dispersão para as variáveis de eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, e longitude, no ano de 2012

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

No Gráfico 27 apresenta-se o diagrama de dispersão para as variáveis de eficiência em Rentabilidade e Lucratividade, e latitude (Y_Albers). Visualmente se pode verificar que há tendência quadrática no resultado do gráfico.

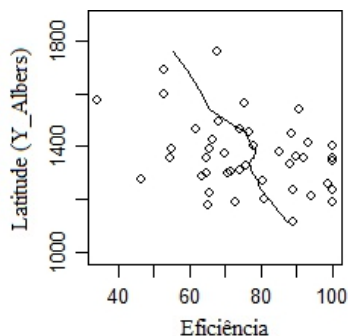


Gráfico 27 Diagrama de dispersão para as variáveis de eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, e latitude, no ano de 2012

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

Por meio dos resultados de tendência encontrados nos Gráficos 26 e 27 verifica-se que a $E[Zx_i]$ não é constante, infringindo o pressuposto de estacionaridade de 1ª ordem.

A remoção da tendência ocorreu por meio do ajuste de um polinômio de 3º grau ao conjunto analisado.

4.3.1.10 Análise da dependência espacial da eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, para o ano de 2012

A verificação da dependência espacial por meio do semivariograma experimental e teórico foi realizada posteriormente à análise exploratória e à verificação de tendência nos dados.

A tendência foi removida ajustando-se um polinômio de 3º grau aos dados, de tal forma que a análise semivariográfica foi executada por meio dos resíduos.

Nos Gráficos 28, 29 e 30 apresenta-se o resultado do semivariograma experimental e teórico para os dados da eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, no ano de 2012, com ajuste aos modelos exponencial, gaussiano e Esférico.

Conforme análise dos semivariogramas verifica-se que, no ano de 2012, há dependência espacial.

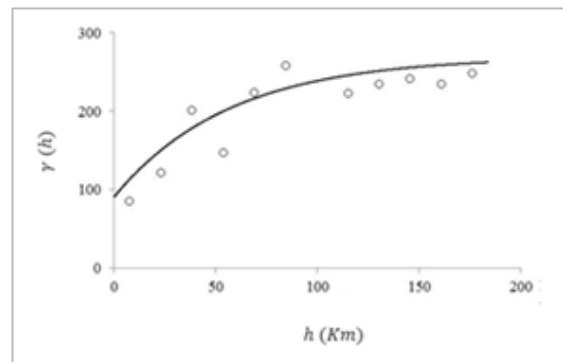


Gráfico 28 Semivariograma experimental e teórico da eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, no ano de 2012, com ajuste ao modelo exponencial

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

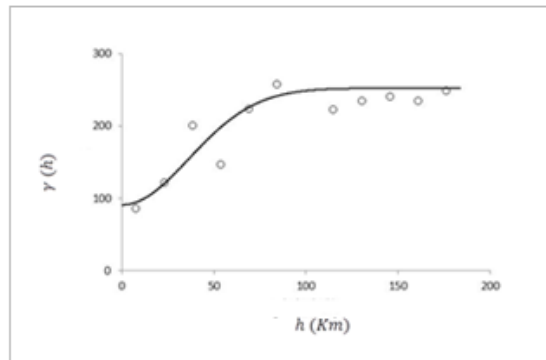


Gráfico 29 Semivariograma experimental e teórico da eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, no ano de 2012, com ajuste ao modelo gaussiano

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

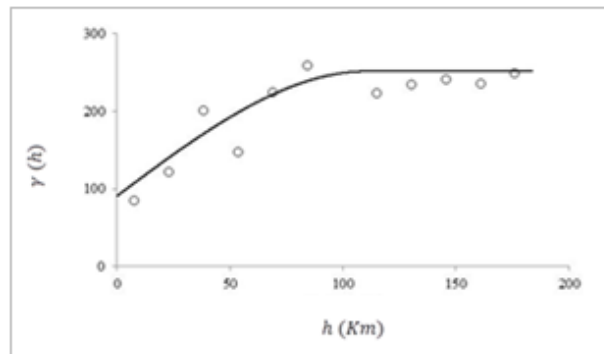


Gráfico 30 Semivariograma experimental e teórico da eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, no ano de 2012, com ajuste ao modelo esférico

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

Observou-se, visualmente, que todos os modelos apresentaram bom ajuste aos dados. Porém, analisou-se, de modo analítico, o melhor ajuste por meio dos parâmetros do grau de dependência e validação. Para a validação verificou-se o erro médio reduzido (EMR) e o desvio padrão do erro (DPe).

Os parâmetros do semivariograma (C_0 , a , C' , e C), os valores do grau de dependência espacial (GD) e os parâmetros da validação (EMR e DPe) para os modelos exponencial, gaussiano e esférico, ajustados aos dados, estão apresentados no Quadro 29.

Quadro 29 Parâmetros do semivariograma, valores do grau de dependência espacial e parâmetros da validação para os modelos exponencial, gaussiano e esférico, no ano de 2012

Modelo	C_0	a	C'	C	GD	EMR	DPe
Exponencial	98,00	197,60	192,81	290,81	0,34	0,70	0,81
Gaussiano	98,00	117,59	161,32	259,32	0,38	0,62	0,72
Esférico	98,00	105,00	149,00	247,00	0,40	0,51	0,97

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

Conforme dados do Quadro 29, os três modelos ajustados aos dados apresentaram moderado grau de dependência, já que os valores de GD se encontram no intervalo 0,25 à 0,75.

No que se refere aos parâmetros da validação, o modelo esférico apresentou melhores resultados que os modelos gaussiano e exponencial, haja vista que o parâmetro EMR está mais próximo de zero e o parâmetro DPe mais próximo da unidade.

Dessa forma, utilizou-se o modelo esférico para interpolação dos dados por meio da krigagem ordinária, pois apresentou GD moderado e melhores resultados, em termos de EMR e DPe.

A partir do ajuste do modelo esférico verifica-se que o semivariograma apresentou efeito pepita (C_0) igual a 98,00, revelando variação aleatória não explicada pela tendência espacial ou dependência espacial.

O alcance a foi igual a 105 km, correspondendo à zona de influência ou à dependência espacial, valor a partir do qual o potencial de eficiência da rentabilidade e lucratividade torna-se independente.

O mapa temático da espacialização dos dados georreferenciados do potencial de eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, no ano de 2012, pode ser observado na Figura 2.

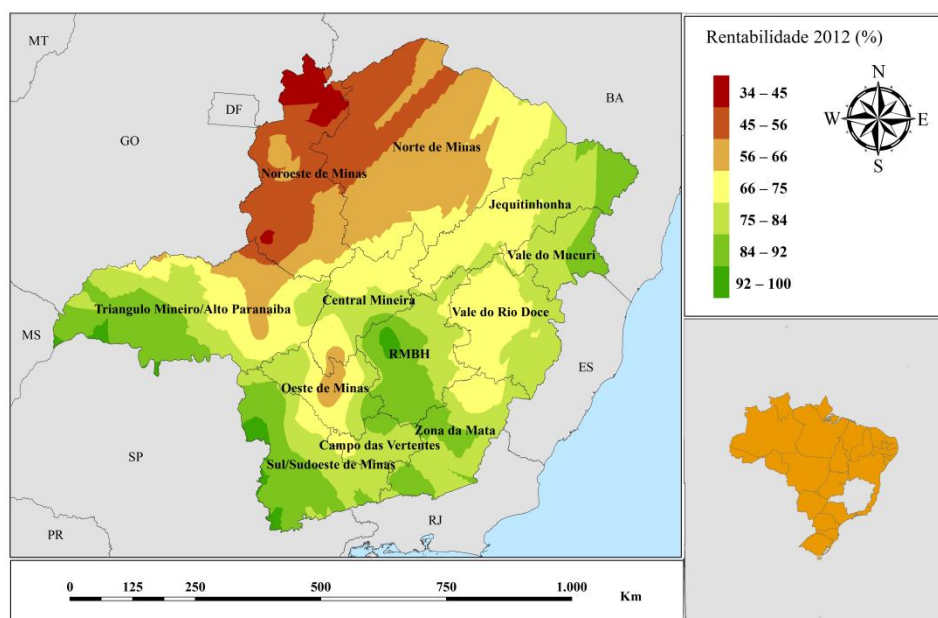


Figura 2 Mapa temático da espacialização dos dados do potencial de eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, no ano de 2012

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

Com base nos resultados do mapa temático classificou-se a eficiência em três classes, conforme Figura 3, quais sejam:

- Baixa eficiência: Eficiência ≤ 66 .
- Eficiência intermediária: $66 < \text{Eficiência} \leq 75$.
- Alta eficiência: Eficiência > 75 .

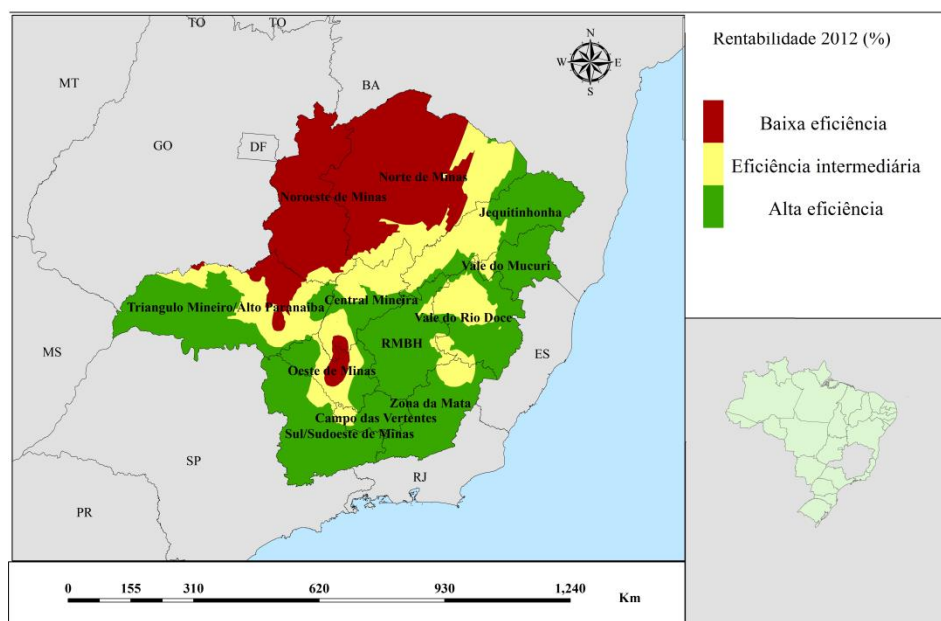


Figura 3 Mapa temático da espacialização dos dados do potencial de eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, no ano de 2012, em 3 classes

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

De acordo com os resultados apresentados na Figura 3 verifica-se que os potenciais de baixa eficiência estão concentrados em grande parte das mesorregiões Noroeste e Norte de Minas. Estas mesorregiões apresentam pequenas áreas com potencial de eficiência intermediária nas porções nordeste e sul do Norte de Minas, e sul do Noroeste de Minas. Há, ainda, ilhas com potencial de baixa eficiência na porção central do Oeste de Minas e sul da mesorregião Central Mineira, e norte e nordeste da mesorregião do Triângulo Mineiro e Alto Paranaíba.

Os potenciais de alta eficiência estão concentrados na região oeste e nordeste do Triângulo Mineiro e Alto Paranaíba; parte central da mesorregião Central Mineira; porção oeste e do sudeste ao nordeste da mesorregião Oeste de Minas; Campo das Vertentes, com exceção de uma ilha de potencial de

eficiência intermediária no noroeste; Sul e Sudoeste de Minas, com exceção de pequena porção de potencial de eficiência intermediária no nordeste; Zona da Mata, com exceção da região norte; do sudeste ao nordeste do Vale do Rio Doce; Região Metropolitana de Belo Horizonte; Vales do Mucuri, exceto a região oeste; e porções norte e nordeste da mesorregião do Vale do Jequitinhonha.

À medida que se avança do sul para o oeste e noroeste de Minas o potencial de alta eficiência em Rentabilidade e Lucratividade vai sendo reduzido, até atingir baixos valores na região norte da mesorregião do Noroeste de Minas.

4.3.1.11 Análise exploratória dos resultados de eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, no ano de 2013

O conjunto de dados de eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, no ano de 2013, apresentou valor do indicador de assimetria de 0,233, com erro padrão de 0,357. Neste caso, o indicador de assimetria está situado entre -1 e +1, não necessitando de transformação dos dados.

A verificação de dados discrepantes foi realizada por meio do gráfico *boxplot* e o resultado da análise, conforme Gráfico 31, indica que não há a presença de valores discrepantes.

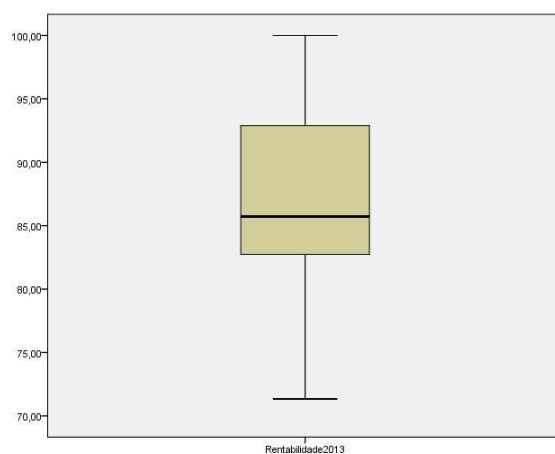


Gráfico 31 Gráfico *boxplot* dos dados de eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, para o ano de 2013

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

O diagrama de dispersão para as variáveis de eficiência em Rentabilidade e Lucratividade, e longitude (X_Albers) está apresentado no Gráfico 32. Visualmente se verifica que há tendência quadrática para o conjunto de dados analisado.

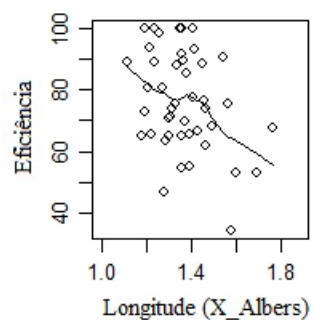


Gráfico 32 Diagrama de dispersão para as variáveis de eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, e longitude, no ano de 2013

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

No Gráfico 33 apresenta-se o diagrama de dispersão para as variáveis de eficiência em Rentabilidade e Lucratividade, e latitude (Y_Albers). Visualmente se pode verificar que há tendência cúbica no resultado do gráfico.

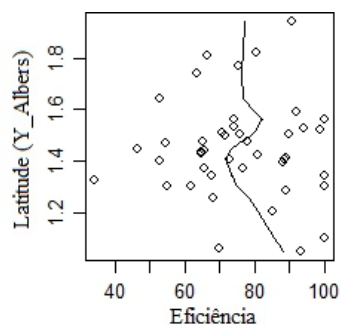


Gráfico 33 Diagrama de dispersão para as variáveis de eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, e latitude, no ano de 2013

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

Por meio dos resultados de tendência encontrados verifica-se que a $E [Zx_i]$ não é constante, transgredindo o pressuposto de estacionaridade de 1ª ordem.

A remoção da tendência se deu por meio do ajuste de um polinômio de 3º grau ao conjunto analisado.

4.3.1.12 Análise da dependência espacial da eficiência do Rentabilidade e Lucratividade, no ano de 2013

Posteriormente à análise exploratória e à verificação de tendência nos dados, foi realizada a verificação da dependência espacial por meio do semivariograma experimental e teórico.

A análise semivariográfica foi executada por meio dos resíduos após a remoção da tendência, ajustando-se um polinômio de 3º grau aos dados.

O resultado do semivariograma experimental e teórico para os dados da eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, no ano de 2013, com ajuste

aos modelos exponencial, gaussiano e esférico, são apresentados nos Gráficos 34, 35 e 36.

Conforme análise dos semivariogramas verifica-se que os dados georreferenciados de eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, no ano de 2013, apresentam dependência espacial.

Visualmente constatou-se que todos os modelos apresentaram bom ajuste aos dados. Não obstante, utilizou-se o método analítico para verificar o melhor ajuste por meio dos parâmetros do grau de dependência e validação. Para a validação verificaram-se o erro médio reduzido (EMR) e o desvio padrão do erro (DPe).

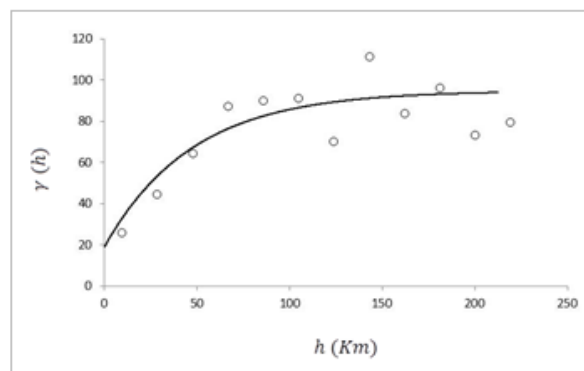


Gráfico 34 Semivariograma experimental e teórico da eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, no ano de 2013, com ajuste ao modelo exponencial

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

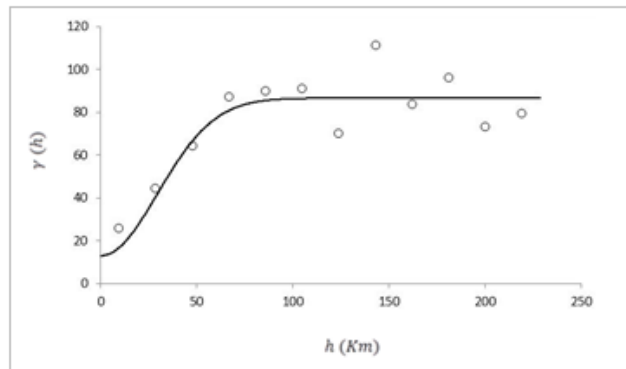


Gráfico 35 Semivariograma experimental e teórico da eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, no ano de 2013, com ajuste ao modelo gaussiano

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

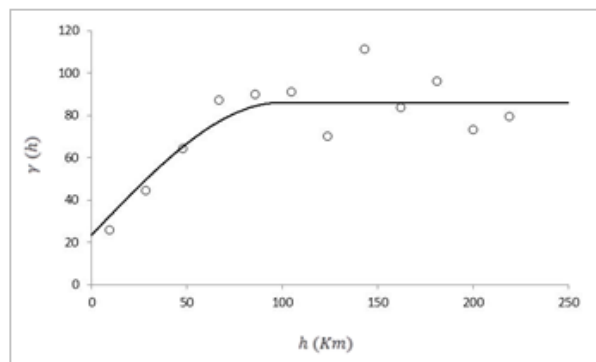


Gráfico 36 Semivariograma experimental e teórico da eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, no ano de 2013, com ajuste ao modelo esférico

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

Os parâmetros do semivariograma (C_0 , a , C' , e C), os valores do grau de dependência espacial (GD) e os parâmetros da validação (EMR e DPE) para os modelos exponencial, gaussiano e esférico, ajustados aos dados georreferenciados, estão apresentados no Quadro 30.

Quadro 30 Parâmetros do semivariograma, valores do grau de dependência espacial e parâmetros da validação para os modelos exponencial, gaussiano e esférico, no ano de 2013

Modelo	C_0	a	C'	C	GD	EMR	DPe
Exponencial	19,02	141,13	75,9	94,92	0,20	0,06	1,19
Gaussiano	13,03	72,85	73,1	86,13	0,15	0,03	1,05
Esférico	23,48	99,38	83,54	107,02	0,22	0,05	1,21

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

Conforme dados do Quadro 30, os três modelos ajustados aos dados apresentaram forte grau de dependência, já que os valores de GD são menores que 0,25.

Analisando-se os parâmetros da validação, constata-se que o modelo gaussiano apresentou melhores resultados que os outros modelos, haja vista que o parâmetro EMR está mais próximo de zero e o parâmetro DPe mais próximo da unidade. Dessa forma, utilizou-se o modelo gaussiano para interpolação dos dados por krigagem ordinária, com menor valor do GD e melhores resultados em termos de EMR e DPe.

O semivariograma, construído a partir do ajuste do modelo gaussiano, destacou efeito pepita (C_0) igual a 13,03. O alcance a foi igual a 72,85 km, correspondendo à zona de influência ou à dependência espacial.

Na Figura 3 observa-se o mapa temático da espacialização do potencial de eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, no ano de 2013.

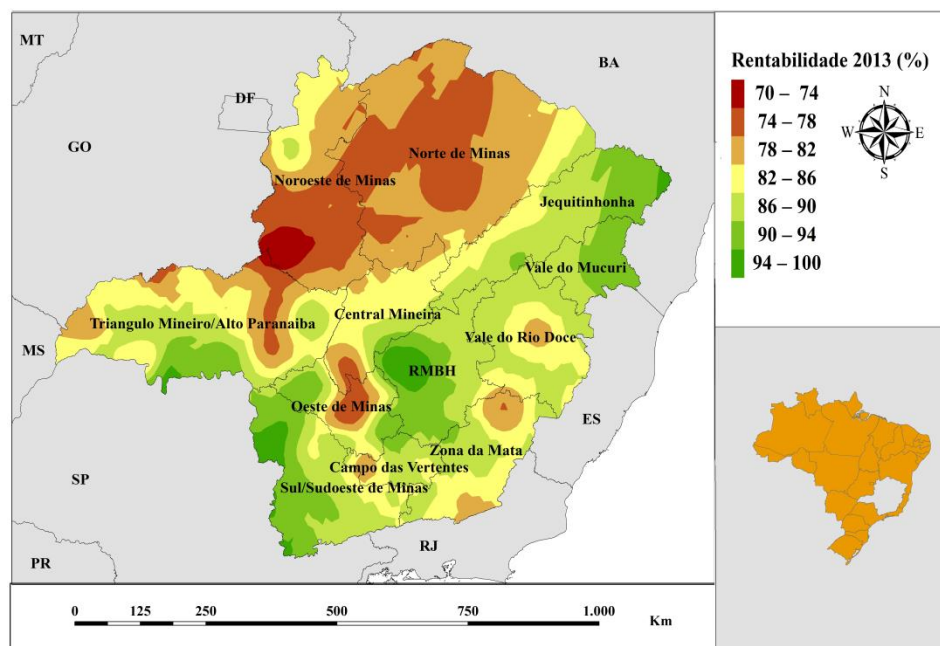


Figura 4 Mapa temático da espacialização dos dados do potencial de eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, no ano de 2013

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

Com base nos resultados do mapa temático classificou-se a eficiência em três classes, conforme Figura 5, quais sejam:

- Baixa eficiência: Eficiência ≤ 82 .
- Eficiência intermediária: $82 < \text{Eficiência} \leq 86$.
- Alta eficiência: Eficiência > 86 .

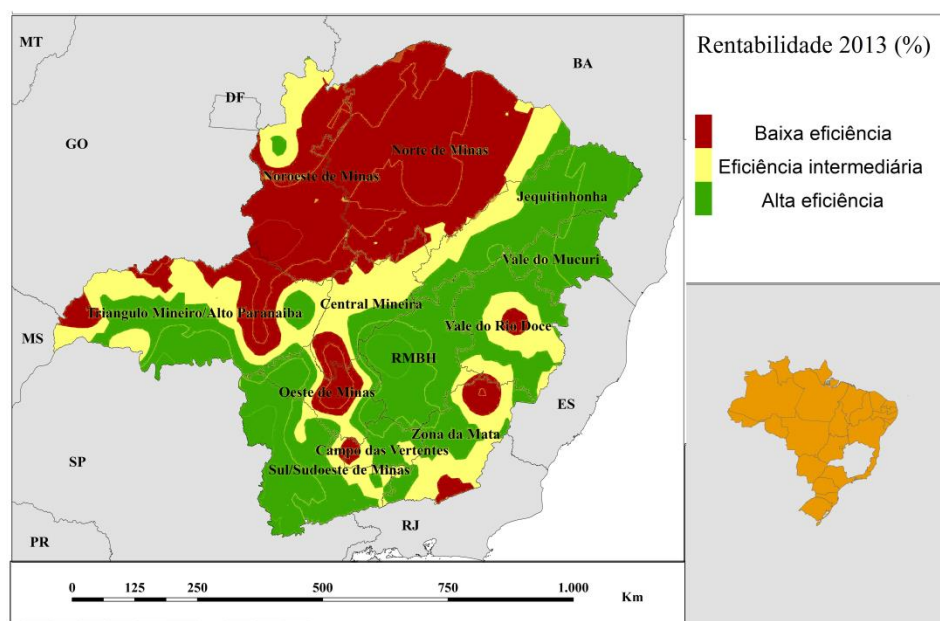


Figura 5 Mapa temático da espacialização dos dados do potencial de eficiência do grupo Rentabilidade e Lucratividade, no ano de 2013, em 3 classes.

Fonte: Dados da pesquisa (2015)

De acordo com os resultados apresentados na Figura 5 verifica-se que os potenciais de baixa eficiência estão concentrados em grande parte das mesorregiões Noroeste e Norte de Minas. Estas mesorregiões apresentam pequenas áreas com potenciais intermediários e altos de eficiência na porção nordeste do Norte de Minas, e noroeste da mesorregião do Noroeste de Minas. Há, ainda, ilhas com potenciais de baixa eficiência nas mesorregiões do Triângulo Mineiro e Alto Paranaíba, Campo das Vertentes, Zona da Mata, e Vale do Rio Doce.

Os potenciais de alta eficiência estão concentrados nas regiões central e sul do Triângulo Mineiro e Alto Paranaíba; parte sudeste da mesorregião Central Mineira; porção oeste e do sudeste ao nordeste da mesorregião Oeste de Minas; Campo das Vertentes, com exceção de uma ilha com potencial de baixa

eficiência no noroeste; Sul e Sudoeste de Minas, com exceção de pequena porção com potencial de eficiência intermediária no nordeste; Zona da Mata, com exceção da região norte e sudeste; Vale do Rio Doce, com exceção de uma ilha com potencial de baixa eficiência na região central, e ilhas com potencial de eficiência intermediária nas regiões central e sudoeste; Região Metropolitana de Belo Horizonte; Vale do Mucuri; e Vale do Jequitinhonha, com exceção de uma faixa com potencial de eficiência intermediária que vai do sudoeste ao noroeste.

Percebe-se que à medida que se avança do sul para o oeste e noroeste de Minas o potencial de alta eficiência em Rentabilidade e Lucratividade vai diminuindo, até chegar a valores baixos na região norte da mesorregião do Noroeste de Minas.

5 CONCLUSÃO

A pesquisa foi conduzida com o objetivo geral de identificar a estrutura de dependência espacial da eficiência econômico-financeira de cooperativas de crédito de livre admissão de Minas Gerais ligadas à Cooperativa Central de Crédito de Minas Gerais Ltda. - Sicoob Central Crediminas.

No intuito de alcançar o objetivo geral foram estabelecidos três objetivos específicos. O primeiro objetivo específico trata da caracterização das cooperativas de crédito de livre admissão quanto a seus indicadores de desempenho econômico-financeiros.

A distribuição de frequências das cooperativas por mesorregiões mineiras evidenciou o desequilíbrio distributivo das unidades no estado de Minas Gerais. A maior concentração está no Triângulo Mineiro e Alto Paranaíba, e a menor concentração, apenas uma unidade, nas mesorregiões do Vale do Jequitinhonha, Norte de Minas, Vale do Mucuri, e Vale do Rio Doce.

O segundo objetivo específico foi mensuração e comparação da eficiência econômico-financeira das cooperativas de crédito de livre admissão.

Os resultados da análise de eficiência por meio da metodologia DEA revelaram que para o grupo Solvência e Liquidez, no ano de 2012, 4 cooperativas apresentaram 100% de eficiência, sendo localizadas nas mesorregiões Central Mineira, Campo das Vertentes, Região Metropolitana de Belo Horizonte e Oeste de Minas. A cooperativa de pior eficiência pertence à mesorregião do Sul e Sudoeste de Minas.

No ano de 2013, para o grupo Solvência e Liquidez, 5 cooperativas apresentaram 100% de eficiência. As cooperativas de maior eficiência estão localizadas nas mesorregiões Central Mineira, Campo das Vertentes, e Oeste de Minas. A cooperativa que apresentou a pior eficiência está localizada no Noroeste de Minas.

Nos anos de 2012 e 2013, para o grupo Capital e Risco, 1 cooperativa apresentou 100% de eficiência, sendo considerada *benchmark* para as demais. Esta cooperativa está localizada no Vale do Mucuri. A cooperativa que apresentou a pior eficiência está localizada na Zona da Mata.

No que se refere ao grupo Rentabilidade e Lucratividade, no ano de 2012, 5 cooperativas apresentaram 100% de eficiência. Estas cooperativas estão localizadas nas mesorregiões Sul e Sudoeste de Minas, Triângulo Mineiro, Oeste de Minas, e Região Metropolitana de Belo Horizonte. A cooperativa que apresentou a pior eficiência está localizada na Região Metropolitana de Belo Horizonte.

No ano de 2013, 7 cooperativas apresentaram 100% de eficiência. Estas cooperativas estão localizadas nas mesorregiões do Vale do Jequitinhonha, Triângulo Mineiro, Sul e Sudoeste de Minas, Norte de Minas e Zona da Mata. A cooperativa que apresentou a pior eficiência está localizada no Noroeste de Minas.

O terceiro objetivo específico se refere à mensuração e identificação da estrutura de dependência espacial da eficiência econômico-financeira das cooperativas de crédito de livre admissão.

O Semivariograma apresentou efeito pepita puro nos dois anos em análise, para os grupos Solvência e Liquidez, e Capital e Risco. Os resultados não causaram estranheza ao pesquisador, haja vista o fato de que a determinação do nível de liquidez das DMUs muitas vezes é definida estrategicamente em função da tolerância ao risco de liquidez, e a estrutura de capital pode privilegiar recursos de terceiros em detrimento de recursos próprios.

A eficiência em Rentabilidade e Lucratividade, para os anos de 2012 e 2013, apresentou dependência espacial.

Os mapas temáticos revelaram que à medida que se avança do sul para o oeste e Noroeste de Minas Gerais o potencial de alta eficiência em Rentabilidade

e Lucratividade diminuí, exprimindo os menores valores na região norte da mesorregião Noroeste de Minas.

Vale ressaltar que as cooperativas que apresentaram menores resultados de eficiência no grupo Solvência e Liquidez não necessariamente possuem má gestão. O planejamento estratégico de tais organizações pode estar voltado, de maneira mais contundente, para investimentos operacionais que maximizam a rentabilidade e lucratividade. Não essencialmente uma cooperativa que possui baixa liquidez tende a encerrar suas operações, mas, os gestores devem dispensar atenção redobrada aos fatos que podem redundar em insolvência.

Com respeito às cooperativas que apresentaram menores resultados de eficiência no grupo Capital e Risco não necessariamente há o indicativo de má gestão na política de obtenção de recursos, haja vista que a organização pode, estrategicamente, trabalhar alavancada. Cooperativas que apresentam maior participação de capitais de terceiros podem obter maior lucratividade, porém, correm maior risco em função do incremento da vulnerabilidade às instabilidades do mercado.

No que se refere às cooperativas que apresentaram baixos valores de eficiência no grupo Rentabilidade e Lucratividade não fundamentalmente há problemas na eficácia do retorno das operações, falta de eficiência no uso dos recursos, ou capacidade de gerar receitas, pois a cooperativa, como organização singular, não necessariamente prioriza o retorno, porém, sua missão é o atendimento adequado a seus associados.

Para trabalhos futuros sugere-se a análise da dependência espacial das cooperativas de crédito utilizando-se os indicadores PEARLS, desenvolvido pelo World Council of Credit Unions (WOCCU) especificamente para cooperativas de crédito, e a comparação com os resultados obtidos neste trabalho.

REFERÊNCIAS

- ADLER, N.; FRIEDMAN, L.; SINUANY-STERN, Z. Review of ranking methods in the data envelopment analysis context. **European Journal of Operational Research**, Amsterdam, v. 140, n. 2, p. 249-265, 2002.
- ALI, A. I.; LERME, C. S.; SEIFORD, L. M. Components of efficiency evaluation in data envelopment analysis. **European Journal of Operational Research**, Amsterdam, v. 80, n. 3, p. 462-473, 1995.
- ALI, A. I.; SEIFORD, L. M. The mathematical programming approach to efficiency analysis. In: HAROLD, O.; LOVELL, C. A. K.; SCHMIDT, S. (Ed.). **The measurement of productive efficiency: techniques and applications**. New York: Oxford University, 1993. p. 120-159.
- ALVES, M. R. **Cooperativas têm elevada rentabilidade**. Disponível em: <<http://www.valor.com.br/financas/3181508/cooperativas-tem-elevada-rentabilidade>>. Acesso em: 15 fev. 2015.
- ANDRIOTTI, J. L. S. Notas de geostatística. **Revista Acta Geologica Leopoldensia**, São Leopoldo, v. 25, n. 55, p. 3-14, 2002.
- ASSAF NETO, A. **Estrutura e análise de balanços: um enfoque econômico-financeiro**. 10. ed. São Paulo: Atlas, 2012. 128 p.
- AVKIRAN, N. K. Investigating technical and scale efficiencies of Australian universities through data envelopment analysis. **Socio-Economic Planning Sciences**, Elmsford, v. 35, n. 1, p. 57-80, 2001.
- BANKER, R. D. Maximum-likelihood, consistency and data envelopment analysis: a statistical foundation. **Management Science**, Providence, v. 39, n. 10, p. 1265-1273, 1993.
- BANKER, R. D.; CHARNES, A.; COOPER, W. W. Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. **Management Science**, Providence, v. 30, n. 9, p. 1078-1092, 1984.
- BANKER, R. D. et al. Returns to scale in different DEA models. **European Journal of Operational Research**, Amsterdam, v. 154, n. 2, p. 345-362, 2004.

BANKER, R. D.; NATARAJAN, R. Evaluating contextual variables affecting productivity using data envelopment analysis. **Operations Research**, Linthicum Heights, v. 56, n. 1, p. 48-58, 2008.

BARROSO, M. F. G.; BIALOSKORSKI NETO, S. Distribuição de resultados em cooperativas de crédito rural no Estado de São Paulo. **Organizações Rurais & Agroindustriais**, Lavras, v. 12, n. 2, p. 290-307, 2011.

BOUSSOFIANE, A.; DYSON, R. G.; THANASSOULIS, E. Applied data envelopment analysis. **European Journal of Operational Research**, Amsterdam, v. 52, n. 1, p. 1-15, 1991.

BRASIL. **Lei nº 5.764**, de 16 de dezembro de 1971. Define a Política Nacional de Cooperativismo, institui o regime jurídico das sociedades cooperativas, e dá outras providências. Brasília, 1971. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/l5764.htm>. Acesso em: 10 jun. 2014.

BRASIL. **Lei nº 9.249**, de 26 de dezembro de 1995. Altera a legislação do imposto de renda das pessoas jurídicas, bem como da contribuição social sobre o lucro líquido, e dá outras providências. Brasília, 1995. Disponível em: <<http://www.planalto.gov.br/CCIVIL/LEIS/L9249.htm>>. Acesso em: 12 jun. 2014.

BRESSAN, V. G. F. et al. Avaliação de insolvência em cooperativas de crédito: uma aplicação do sistema Pearls. **Revista de Administração Mackenzie**, São Paulo, v. 12, n. 2, p. 113-144, 2011.

CAMARGO, E. C. G. Geoestatística: fundamentos e aplicações. In: CÂMARA, G.; MEDEIROS, J. S. (Ed.). **Geoprocessamento para projetos ambientais**. São José dos Campos: INPE, 1998. Disponível em: <http://www.dpi.inpe.br/gilberto/tutoriais/gis_ambiente/5geoest.pdf>. Acesso em: 10 jan. 2015.

CASTELLAN, C. M. Quantitative and qualitative research: a view for clarity. **International Journal of Education**, Nevada, v. 2, n. 2, p. 1-14, 2010.

CERETTA, P. S.; NIEDERAUER, C. A. P. Rentabilidade e eficiência no setor bancário brasileiro. **Revista de Administração Contemporânea**, Rio de Janeiro, v. 5, n. 3, p. 7-26, 2001.

CHARNES, A.; COOPER, W. W. Preface to topics in data envelopment analysis. **Annals of Operations Research**, Amsterdam, v. 2, n. 1, p. 59-94, 1984.

CHARNES, A.; COOPER, W. W.; RHODES, E. Short communication: measuring efficiency of decision making units. **European Journal of Operations Research**, Amsterdam, v. 3, n. 4, p. 339-349, 1979.

COLIN, E. C. **Pesquisa operacional: 170 aplicações em estratégia, finanças, logística, produção, marketing e vendas**. Rio de Janeiro: LTC, 2007. 526 p.

COOK, W. D.; SEIFORD, L. M. Data envelopment analysis (DEA)-thirty years on. **European Journal of Operational Research**, Amsterdam, v. 192, n. 1, p. 1-17, 2009.

CRESSIE, N. R. **Statistics for spatial data**. New York: Wiley-Interscience, 1993. 928 p.

DANCEY, C.; REIDY, J. **Estatística sem matemática para psicologia: usando SPSS para Windows**. Porto Alegre: Artmed, 2006. 328 p.

DEPARTAMENTO INTERSINDICAL DE ESTATÍSTICA E ESTUDOS SOCIOECONÔMICOS. **Desempenho dos bancos em 2013**. Disponível em: <<http://www.dieese.org.br/desempenhodosbancos/2013/desempenhoDosBancos2013.pdf>>. Acesso em: 10 fev. 2015.

DIEULIN, C. et al. The contribution of GIS to hydrological modelling. In: **WORLD CONFERENCE HELD AT HAVANA, 5.**, 2006, Havana. **Proceedings...** Havana: IAHS, 2006. p. 68-74.

DONG, F.; FEATHERSTONE, A. M. Technical and scale efficiencies for Chinese rural credit cooperatives: a bootstrapping approach in data envelopment analysis. **Journal of Chinese Economic and Business Studies**, Beijing, v. 4, n. 1, p. 57-75, 2006.

DYSON, R. G.; THANASSOULIS, E. Reducing weight flexibility in data envelopment analysis. **Journal of the Operational Research Society**, Amsterdam, v. 39, n. 6, p. 563-576, 1988.

EMMONS, W. R.; SCHMID, F. A. Pricing and dividend policies in open credit cooperatives. **Journal of Theoretical and Institutional Economics**, Saint Louis, v. 158, n. 2, p. 234-255, June 2002.

EMROUZNEJAD, A.; THANASSOULIS, E. **Performance improvement management**. Coventry: DEASoft, 2005. 65 p.

ENVIRONMENTAL SYSTEMS RESEARCH INSTITUTE. **ArcGIS Desktop**. Release 10. Redlands, 2011. Software.

FARIA, F. P.; JANNUZZI, P. D. M.; SILVA, S. J. D. Eficiência dos gastos municipais em saúde e educação: uma investigação através da análise envoltória no estado do Rio de Janeiro. **Revista de Administração Pública**, Rio de Janeiro, v. 42, n. 1, p. 155-177, 2008.

FARRELL, M. J. The measurement of productive efficiency. **Journal of the Royal Statistical Society**, London, v. 120, n. 3, p. 253-290, 1957.

FERREIRA, R. do N. **Governança corporativa e desempenho**: uma análise em empresas brasileiras de capital aberto. 2012. 257 p. Tese (Doutorado em Administração) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2012.

FITZSIMMONS, J. A.; FITZSIMMONS, M. J. **Administração de serviços**: operações, estratégia e tecnologia da informação. 7. ed. New York: McGraw Hill Brasil, 2014. 560 p.

FONTES, O. H. P. M. **Avaliação da eficiência portuária através de uma modelagem DEA**. 2006. 89 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) - Universidade Federal Fluminense, Niterói, 2006.

GIL, A. C. **Como elaborar projetos de pesquisa**. 5. ed. São Paulo: Atlas, 2010. 200 p.

GILLEN, D.; LALL, A. Developing measures of airport productivity and performance: an application of data envelopment analysis. **Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review**, Oxford, v. 33, n. 4, p. 261-273, 1997.

GOOGLE EARTH. **Google Earth for Windows**. Version 7.1.2.2041. Mountain View, 2014. Disponível em: <<http://earth.google.com/>>. Acesso em: 27 nov. 2014.

GUIMARÃES, E. C. **Geostatística básica e aplicada**: material didático. Uberlândia: UBU, 2004. 78 p.

HERRERA, T. F.; GOMEZ, J. M.; GRANADILLO, E. dela H. Aplicación de análisis discriminante para evaluar el comportamiento de los indicadores financieros en las empresas del sector carbón en Colômbia. **Entramado**, Santiago de Cali, v. 8, n. 2, p. 54-73, 2012.

IBM COMPANY. **SPSS for Windows**. Version 20. New York, 2011. Software.

ISAAKS, E. H.; SRIVASTAVA, R. M. **An introduction to applied geostatistics**. New York: Oxford University, 1989. 560 p.

JOURNEL, A. G.; HUIJBREGTS, C. J. **Mining geostatistics**. New York: Academic, 1978. 600 p.

JUNQUEIRA JÚNIOR, J. A. et al. Continuidade espacial de atributos Físico-hídricos do solo em sub-bacia hidrográfica de cabeceira. **Ciência e Agrotecnologia**, Lavras, v. 32, n. 3, p. 914-922, maio/jun. 2008.

KAI, Z. H. A. O. An economic explanation of loan difficulty in farmer profession cooperative based on information asymmetry. **Acta Agriculturae Zhejiangensis**, Hangzhou, v. 4, n. 43, p. 897-902, 2013.

KAO, C.; HWANG, S. N. Efficiency decomposition in two-stage data envelopment analysis: an application to non-life insurance companies in Taiwan. **European Journal of Operational Research**, Amsterdam, v. 185, n. 1, p. 418-429, 2008.

KASSAI, S. **Utilização da Análise por Envoltória de Dados (DEA) na análise de demonstrações contábeis**. 2002. 318 p. Tese (Doutorado em Contabilidade e Controladoria) - Universidade de São Paulo, São Paulo, 2002.

KERRY, R.; OLIVER, M. A. Determining the effect of asymmetric data on the variogram: II., outliers. **Computers & Geosciences**, New York, v. 33, n. 10, p. 1233-1260, 2007.

KHURANA, M.; BANERJEE, S. G. **Beyond crisis: the financial performance of India's power sector**. Washington: World Bank, 2014. 151 p.

LANDIM, P. M. B. Sobre geoestatística e mapas. **Terrae Didática**, Campinas, v. 2, n. 1, p. 19-33, 2006.

LIMA, T. C. M. P. de. **Sicoob Agrorural: uma história escrita a várias mãos**. Goiânia: PUC Goiás, 2011. 150 p.

LINS, M. P. E.; MEZA, L. A. **Análise envoltória de dados e perspectivas de integração no ambiente do apoio à decisão**. Rio de Janeiro: COOPE/UFRJ, 2000. 232 p.

LINS, M. P. E.; MOREIRA, M. C. B. Método I-O *Stepwise* para seleção de variáveis em modelos de análise envoltória de dados. **Pesquisa Operacional**, Rio de Janeiro, v. 19, n. 1, p. 39-50, 1999.

LOVELL, C.; PASTOR, J. T. Radial DEA models without *inputs* or without *outputs*. **European Journal of Operational Research**, Amsterdam, v. 118, n. 1, p. 46-51, 1999.

MACEDO, M. A. D. S.; SANTOS, R. M.; SILVA, F. D. F. da. Desempenho organizacional no setor bancário brasileiro: uma aplicação da análise envoltória de dados. **Revista de Administração Mackenzie**, São Paulo, v. 7, n. 1, p. 11-44, 2006.

MARIANO, E. B. **Sistematização e comparação de técnicas, modelos e perspectivas não-paramétricas de análise de eficiência produtiva**. 2008. 280 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, 2008.

MATARAZZO, D. C. **Análise financeira de balanços: abordagem gerencial**. 7. ed. São Paulo: Atlas, 2010. 372 p.

MELLO, J. C. C. B. S. et al. Análise de envoltória de dados no estudo da eficiência e dos benchmarks para companhias aéreas brasileiras. **Pesquisa Operacional**, Rio de Janeiro, v. 23, n. 2, p. 325-345, 2003.

MELLO, J. M. de. **Geostatística aplicada ao inventário florestal**. 2004. 110 f. Tese (Doutorado em Recursos Florestais) - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Piracicaba, 2004.

MINAS GERAIS. Governo do Estado de Minas Gerais. **Conheça Minas**.

Disponível em:

<<https://www.mg.gov.br/governomg/portal/c/governomg/conheca-minas/geografia/5669-localizacao-geografica/6954>

7-mesorregioes-e-microrregioes-ibge/5146/5044>. Acesso em: 20 jan. 2015.

MUJERI, M. K.; YOUNUS, S. An analysis of interest rate spread in the banking sector in Bangladesh. **Bangladesh Development Studies**, Dhaka, v. 32, n. 4, p. 1-33, 2009.

NAVA, M. A. R. Análisis financiero: una herramienta clave para una gestión financiera eficiente. **Revista Venezolana de Gerencia**, Maracaibo, v. 14, n. 48, p. 606-628, 2009.

OJIAMBO, J. B. **Strategies adopted by Co-operative bank of Kenya in response to loan defaulters among the small and medium enterprises in Kenya**. 2012. 320 p. Dissertation (Master of Business Administration) - University of Nairobi, Kenya, 2012.

ONATE, C. A.; LIMA, R. A. D. S. Importância das cooperativas de crédito para fornecedores de cana-de-açúcar: um estudo de caso. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, Brasília, v. 50, n. 2, p. 301-318, 2012.

ORGANIZAÇÃO DAS COOPERATIVAS BRASILEIRAS. **Princípios do cooperativismo**. Disponível em: <<http://www.ocb.org.br>> Acesso: 13 nov. 2014.

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

PINHEIRO, M. A. H. **Cooperativas de crédito: história da evolução normativa no Brasil**. 6. ed. Brasília: BCB, 2008. 92 p.

PRUDHOMME, C.; REED, D. W. Mapping extreme rainfall in a mountainous region using geostatistical techniques: a case study in Scotland. **International Journal of Climatology**, Chichester, v. 19, n. 12, p. 1337-1356, Oct. 1999.

PUENTE-PALÁCIOS, K. E.; LAROS, J. A. Análise multinível: contribuições para estudos sobre efeito do contexto social no comportamento individual. **Estudos de Psicologia**, Campinas, v. 26, n. 3, p. 349-361, 2009.

REIS, P. R. da C.; SILVEIRA, S. de F. R.; BRAGA, M. J. Previdência social e desenvolvimento socioeconômico: impactos nos municípios de pequeno porte de Minas Gerais. **Revista de Administração Pública**, Rio de Janeiro, v. 47, n. 3, p. 623-646, 2013.

RESTI, A. Efficiency measurement for multi-product industries: a comparison of classic and recent techniques based on simulated data. **European Journal of Operational Research**, Amsterdam, v. 121, n. 3, p. 559-578, 2000.

RIBEIRO Jr., P.J. & DIGGLE, P.J. (2001) geoR: A package for geostatistical analysis. **R-NEWS**, Vol 1, No 2, 15-18. ISSN 1609-3631.

SAMPAIO, F. de M. T. et al. Variabilidade espacial da umidade de um Latossolo Vermelho-Amarelo sob plantio direto. **Engenharia Agrícola**, Jaboticabal, v. 30, n. 5, p. 854-861, 2010.

SEGUÍ-MAS, E.; IZQUIERDO, R. J. S. Studying the financial resources for agrifood industry and rural development: description of human capital in credit unions through Delphi analysis. **Interciencia: Revista de Ciencia y Tecnología de América**, Caracas, v. 34, n. 10, p. 718-724, 2009.

SEIFORD, L. M. Data envelopment analysis: the evolution of the state of the art: 1978-1995. **Journal of Productivity Analysis**, Dordrecht, v. 7, n. 2, p. 99-137, 1996.

SENGUPTA, J. K. Transformations in stochastic DEA models. **Journal of Econometrics**, Amsterdam, v. 46, n. 1, p. 109-123, 1990.

SILVA, L. X.; HOLZ, V. R. O cooperativismo e seu comportamento diante do capitalismo atual: aspectos teóricos e evidências empíricas. In: ENCONTRO DE PESQUISADORES LATINO-AMERICANOS DE COOPERATIVISMO, 5., 2008, Ribeirão Preto. **Anais...** Ribeirão Preto: FUNDACE, 2008. p. 1-20.

VENTURA, E. C. F.; FONTES FILHO, J. R.; SOARES, M. M. **Governança cooperativa: diretrizes e mecanismos para fortalecimento da governança em cooperativas de crédito**. Brasília: BCB, 2009. 257 p.

VICENTE, J. **Estudos comparativos de métodos geostatísticos aplicados em agricultura de precisão**. 2004. 163 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Cartográfica) - Universidade Estadual Paulista "Júlio de Mesquita Filho", Presidente Prudente, 2004.

VIEIRA, S. R. et al. Geostatistical theory and application to variability of some agronomical properties. **Hilgardia**, Oakland, v. 31, n. 3, p. 75-85, 1983.

VILELA, D. L.; NAGANO, M. S.; MERLO, E. M. Aplicação da análise envoltória de dados em cooperativas de crédito rural. **Revista de Administração Contemporânea**, Rio de Janeiro, v. 11, n. 1, p. 99-120, 2007. Número especial.

WANKE, P. F.; AFFONSO, C. R. Determinantes da eficiência de escala no setor brasileiro de operadores logísticos. **Production**, São Paulo, v. 21, n. 1, p. 53-63, 2011.

YAMAMOTO, J. K.; LANDIM, P. M. B. **Geoestatística**: conceitos e aplicações. São Paulo: Oficina de Textos, 2013. 216 p.

YUNOS, J. M.; HAWDON, D. The efficiency of the National Electricity Board in Malaysia: an intercountry comparison using DEA. **Energy Economics**, Guildford, v. 19, n. 2, p. 255-269, 1997.