

Degradação Ambiental no Estado de Minas Gerais

Elaine Aparecida Fernandes¹
Nina Rosa da Silveira Cunha²
Rubicleis Gomes da Silva³

Resumo: As atividades agrícolas sempre tiveram, historicamente, grande relevância para a economia e, dentro deste contexto, o meio ambiente ficou relegado a segundo plano, uma vez que está sempre ocorrendo degradação ambiental, o que leva à indagação de quais efeitos os municípios teriam sofrido e quais as características comuns existentes entre eles. Objetiva-se neste artigo quantificar o nível de degradação ambiental dos municípios mineiros. Especificamente, pretende-se, por meio de análise estatística multivariada, determinar indicadores econômicos, populacionais e biológicos que impactam na degradação, quantificar a degradação ambiental dos municípios mineiros e agrupá-los de acordo com suas características similares. Pelos resultados verifica-se que Minas Gerais possui um índice de degradação (ID) médio de 86%, devendo-se destacar que mais de 40% de seus municípios obtiveram valores do ID iguais a 1; os demais apresentaram acima de 0,70, significando 70% do território degradado. As exceções ocorreram nos municípios de Senador Amaral e Bom Repouso, que obtiveram IDs mínimos de 0,04 e 0,10, respectivamente.

¹ Mestre em Economia pela UFV e estudante de doutorado do Departamento de Economia Rural da UFV. elainef1@vicosa.ufv.br

² Professora adjunta do Departamento de Administração da UFV e estudante de doutorado do Departamento de Economia Rural da UFV. ninarosa@ufv.br

³ Bolsista CAPES/PQI/UFAC, economista, Mestre em Economia Aplicada e Doutorando em Economia pelo Departamento de Economia Rural (DER) da Universidade Federal de Viçosa (UFV). rubicleis@uol.com.br

Palavras-chave: degradação ambiental, análise fatorial, análise de *cluster*.

Classificação JEL: Q50, R10

Abstract: *Agricultural activities have historically had great importance in the Economy, and within such context the environment was relegated to secondary importance. Major impacts occurred in environmental degradation terms, leading to the question about which effects towns would have withstood and which similar characteristics are among them. This study attempted to quantify the environmental degradation level of Minas Gerais State's towns. Specifically, a multivariate analysis attempted to determine such economic, population and biological indicators causing environmental degradation; next, to quantify the degradation in those cities and, finally, to group them according to their similarities. The results showed an average degradation indicator (ID) of 86% for Minas Gerais State; it should be pointed out that more than 40% of those cities had ID values equal to 1. Additionally, other index values were shown above 0.70 that means 70% of the area degraded. The exceptions were the cities of Senator Amaral and Bom Repouso with minimum IDs of 0.04 and 0.10, respectively.*

Keywords: *environmental degradation, factorial analysis, cluster analysis.*

JEL Classification: Q50, R10

1. Introdução

Por apresentar características peculiares em termos fisiográficos, locais e infra-estruturais, com disponibilidade de recursos naturais e de matérias-primas, o território mineiro torna-se alvo natural da concentração produtiva. Na pecuária, o rebanho bovino responde a 10% do total brasileiro e 1% do mundial; na agricultura, a cultura do café continua expressiva e bastante significativa; e na indústria extrativa, o minério de ferro é responsável não só pelo abastecimento interno, mas igualmente importante para o comércio internacional (FUNDAÇÃO JOÃO PINHEIRO, 2000).

É fato que o Estado de Minas Gerais, por séculos, tem apresentado atividades produtivas, sendo as agrícolas de grande relevância para a economia. Dentro deste cenário, é óbvio que o meio ambiente vem sofrendo grandes impactos ambientais, tornando-se necessário sua mensuração.

Este trabalho, de forma geral, busca quantificar o nível da degradação ambiental nos municípios mineiros. Especificamente pretende-se: a) determinar indicadores econômicos, populacionais e biológicos para caracterizar a degradação; b) construir um índice que possibilite analisar o nível de degradação ambiental nos municípios; e c) agrupar os municípios de acordo com suas características comuns.

Poucos estudos no Brasil têm quantificado o nível de degradação ambiental de uma região ou estado, dentre eles podem-se citar LEMOS (2000), que determinou o nível de degradação ambiental dos municípios do Nordeste, e SILVA e RIBEIRO (2004), que determinaram o nível de degradação dos municípios acreanos.

A inovação desta pesquisa está na tentativa de se quantificar, para o Estado de Minas, o nível de degradação ambiental por meio da construção de um índice, bem como determinar os impactos que variáveis econômicas, biológicas e populacionais exercem sobre o nível de degradação ambiental no estado.

O artigo é composto, além desta introdução, de mais três seções. Na próxima parte, será detalhado o método de análise utilizado tanto para o cálculo dos indicadores como do índice de degradação ambiental; na segunda serão apresentados os resultados; e na última, as conclusões.

2. Metodologia

Admitindo ser a degradação ambiental um fator de destaque na atualidade, devido aos seus efeitos negativos sobre o planeta, fez-se sua aferição no Estado de Minas Gerais usando a análise fatorial, aplicada a um conjunto de variáveis relacionadas a esse problema. Esta técnica permitiu descrever a degradação em Minas Gerais com a construção de indicadores e índices parciais e totais, além de, por meio de análise de *clusters*, agrupar as informações em classes distintas e mais ou menos homogêneas em relação à sua importância.

O ID foi utilizado como medida da proporção de degradação da área

de determinado município. Sua construção foi feita em duas etapas. Na primeira, desenvolveu-se o índice parcial de degradação (IPD), por meio da análise multivariada, utilizando-se o *software SPSS 10.0*. Na segunda, com base no IPD, foram estimados os pesos atribuídos a cada uma das variáveis que entraram na composição do ID, utilizando-se análise de regressão, com aplicação do método dos mínimos quadrados ordinários (MQO), por meio do *software EViews 4.0*.

2.1. Análise fatorial

A construção dos índices parciais e totais de degradação nos diversos municípios de Minas Gerais foi feita com base na análise fatorial, por componentes principais. Essa técnica não tem sido freqüentemente adotada como instrumental de análise em trabalhos sobre a degradação ambiental. A referência básica do presente estudo está em LEMOS (2000) e SILVA (2004).

O modelo de análise fatorial é apresentado, genericamente, em forma matricial:

$$X = \mu + \alpha f + \varepsilon, \quad (1)$$

em que $X = (X_1, X_2, \dots, X_p)^t$ é um vetor transposto de variáveis aleatórias observáveis; $f = (f_1, f_2, \dots, f_r)^t$ um vetor transposto ($r < p$) de variáveis não observáveis ou fatores; α uma matriz ($p \times r$) de coeficientes fixos ou cargas fatoriais; e $\varepsilon = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_p)^t$ um vetor transposto de erros aleatórios.

A análise fatorial tem propriedades importantes. A primeira é que $E(\varepsilon) = E(f) = 0$ e a segunda refere-se aos fatores, que devem ser ortogonais. Nem sempre a estrutura inicial das estimativas das cargas fatoriais é definitiva. Visando melhorar a interpretação dos fatores com as variáveis, o método proporciona a possibilidade de se fazer a rotação. No caso, utilizou-se o método *Varimax* de rotação ortogonal dos fatores⁽⁴⁾.

A estimação dos escores associados aos fatores obtidos, após a rotação ortogonal da estrutura fatorial inicial, situa cada observação no espaço

⁴ Maiores detalhes sobre o assunto podem ser encontrados em DILLON e GOLDSTEIN (1984); JOHNSON e WICHERN (1988); BASILEVSKY (1994); KIM e MUELLER (1978) e SCHILDERINCK (1970).

dos fatores comuns (LEMOS, 2000). Assim, para cada fator f_i , o i -ésimo escore fatorial a ser extraído é definido por F_i expresso por:

$$F_i = \sum_{j=1}^n b_j X_{ij}, \quad \text{com } j = 1, 2, \dots, p \quad (2)$$

em que b_j são os coeficientes de regressão e X_{ij} as p variáveis observáveis.

Para estimar a variável F_i , que não é observável, utiliza-se a técnica de análise fatorial por meio da matriz X de variáveis observáveis. A forma matricial empregada é a equação (2), devidamente reestruturada:

$$F_{(n \times q)} = X_{(n \times p)} \cdot B_{(p \times q)}. \quad (3)$$

Os escores fatoriais são afetados pelas unidades em que as variáveis X_i são medidas, tornando-se conveniente trabalhar com variáveis normalizadas. Desta forma, substitui-se a variável X_i pela normalizada Z_{ij} , expressando em desvios-padrão os desvios das observações originais em relação à sua média:

$$Z_{ij} = [(X_i - \mu_{xi}) / \sigma_{xi}], \quad (3.a)$$

em que μ_{xi} é a média de X_i e σ_{xi} o seu desvio-padrão.

A equação (3) é então modificada, sendo reescrita da seguinte forma:

$$F_{(nxq)} = Z_{(nxp)} \cdot \beta_{(pxq)}. \quad (4)$$

Como as variáveis estão normalizadas em ambos os lados da equação, o vetor dos coeficientes de regressão B é substituído pelo vetor β . Multiplicando-se os dois lados da equação (4) por $(1/n)Z^t$, obtém-se:

$$(1/n)Z^t F = (1/n)Z^t Z \beta, \quad (5)$$

em que n é o número de observações e Z^t a matriz transposta de Z .

O primeiro membro da equação (5), $(1/n)Z^t F$, é a matriz de correlação entre os termos de X_i , que, a partir de agora, será representada por R . Já a matriz $(1/n)Z^t Z \beta$ representa a correlação entre os escores fatoriais e os próprios fatores e será identificada por Λ . Assim, pode-se reescrever a equação (5) da seguinte forma:

$$\Lambda = R\beta. \quad (6)$$

Supondo que a matriz R seja não-singular, em que $|R| \neq 0$, multiplicando-se ambos os lados de (6) por (R^{-1}) , que é a inversa de R , tem-se:

$$\beta = R^{-1}\Lambda \quad (7)$$

Estimado o vetor β , pode-se substituí-lo na equação (4), para obterem os escores fatoriais de cada observação.

2.1.1 Construção do IPD

A propriedade de ortogonalidade dos escores fatoriais estimados foi utilizada para a elaboração do IPD. Entretanto, deve-se observar que a ortogonalidade, associada à matriz de fatores, não implica necessariamente na ortogonalidade dos escores fatoriais, devendo-se testar se são ortogonais por meio da matriz de variância e covariância entre eles (LEMOS, 2000).

O IPD pode ser estimado por meio da equação (8), expressa por:

$$IPD_i = \left(\sum_{j=1}^n F_{ij}^2 \right)^{\frac{1}{2}}, \quad \text{com } j = 1, 2, \dots, p, \quad (8)$$

em que IPD_i é o índice parcial de degradação, associado ao i -ésimo município de Minas Gerais, e F_{ij} são os escores fatoriais estimados, conforme o procedimento dos componentes principais.

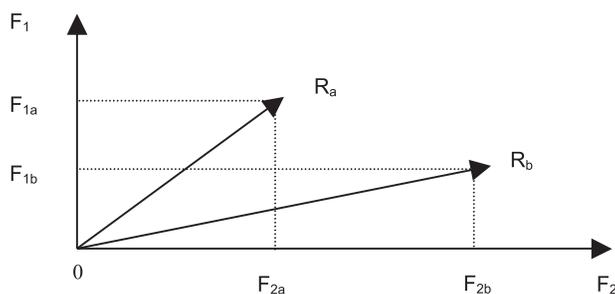
Espera-se que os escores associados aos municípios tenham distribuição simétrica em torno da média zero. Assim, metade deles apresentará sinais negativos e a outra metade sinais positivos, de modo que os municípios com menores índices de degradação parcial apresentarão escores fatoriais negativos. A fim de evitar que altos escores fatoriais negativos elevem a magnitude dos índices associados a estes municípios, é conveniente inseri-los no primeiro quadrante (LEMOS, 2000), conforme transformação:

$$F_{ij} = \frac{(F - F_{\min})}{(F_{\max} - F_{\min})}, \quad (9)$$

em que F_{min} e F_{max} são os valores máximo e mínimo observados para os escores fatoriais associados aos municípios mineiros.

Por meio deste procedimento, consegue-se alocar todos os escores fatoriais no intervalo fechado entre zero e um. O cálculo geométrico do índice parcial de degradação é mostrado na Figura 1.

Figura 1 - Construção geométrica do índice parcial de degradação



Observa-se (Figura 1) que associados ao município A, estão os escores fatoriais F_{1a} e F_{2a} . Para LEMOS (2000), o vetor R_a é a resultante associada a estes escores fatoriais ortogonais, assim definidos:

$$R_a = (F_{1a}^2 + F_{2a}^2)^{1/2}. \quad (10)$$

Procedimento semelhante é utilizado para o município B. O tamanho da resultante R_a ou R_b determinará a magnitude do IPD associado aos municípios A e B, respectivamente. Ressalte-se que o IPD, definido desta forma, é de utilidade para fazer o *ranking* dos municípios de Minas Gerais quanto ao nível de degradação (LEMOS, 2000). Ele não serve para estimar o percentual de degradação de cada um dos municípios, utilizando-se para tal o ID, conforme formulação a seguir.

2.1.2 Construção do ID

Na construção do ID_i , associado ao i -ésimo município, definiu-se a equação:

$$ID_i = \left(\sum_{j=1}^n P_j X_j \right), \quad (11)$$

em que os pesos P_j são estimados por regressão múltipla, sendo o ID_i a variável dependente e as variáveis explicativas os indicadores utilizados para a construção do ID.

2.1.3 Os Indicadores de Degradação

O termo degradação ambiental, na presente análise, sugere danos causados ao meio ambiente por atividades econômicas, aspectos populacionais e fatores biológicos. Com isso, a construção do ID leva em consideração quatro indicadores: um biológico, dois econômicos e um demográfico. O biológico está associado à cobertura vegetal de cada município mineiro, sendo esta avaliada pelo somatório das áreas com matas e florestas nativas e plantadas, com lavouras perenes e com lavouras temporárias, sendo dividido pela área rural total do município.

Neste trabalho, os dois indicadores econômicos foram definidos pela produtividade das lavouras e dos animais. O primeiro foi obtido pela relação entre o valor da produção vegetal agregada do município e a soma das áreas com lavouras perenes e temporárias; o segundo, pela divisão do valor da produção animal do município pela área total com pastagens naturais e cultivadas (LEMOS, 2000).

O indicador demográfico relaciona-se à capacidade de as áreas com lavouras (perenes e temporárias) e pastagens (naturais e plantadas) suportarem maior contingente de trabalhadores nas atividades agropecuárias. Maior degradação das áreas significa ser menor a capacidade delas em suportar maior contingente de trabalhadores por unidade. Esta variável é definida pela relação entre a mão-de-obra total utilizada na zona rural do município dividida pelo somatório das áreas com lavouras e pastagens desse município (LEMOS, 2000).

É importante ressaltar que a construção de um índice de degradação envolve um conhecimento *a priori* de quais seriam os níveis ideais de preservação, associados aos indicadores, que são utilizados para a sua construção (LEMOS, 2000). Essa tarefa é extremamente difícil, até porque poderiam ocorrer variações de acordo com quem estivesse fazendo a análise, que é subjetiva.

Adotou-se o critério de hierarquização, tomando-se por base os 10% dos municípios com melhor posicionamento, em cada um dos indica-

dores utilizados, para aferir a degradação. Como em 1995 havia 756 municípios no Estado, foram considerados 76, que serviram de base para a estimação da média aritmética de cada indicador, cujos valores foram tomados como referência de preservação. Significa dizer que, quanto mais distante estiver o valor encontrado de um município em relação à média estimada de determinado indicador, conforme os 76 municípios melhor posicionados, maior degradação apresentará esse município em relação a este indicador específico (LEMOS, 2000).

Levando em consideração o exposto, foram definidos os indicadores: $COBV_i$ = cobertura vegetal do município, somatório das áreas com matas e florestas nativas e cultivadas mais lavouras perenes e temporárias, dividida pela área total do *i-ésimo* município;

$COBV_{REF}$ = média da cobertura vegetal dos 76 municípios melhor posicionados;

$VAVE_i$ = valor da produção vegetal do *i-ésimo* município mineiro, dividido pela soma das áreas com lavouras perenes e temporárias;

$VAVE_{REF}$ = média deste indicador nos 76 municípios melhor posicionados;

$VANI_i$ = valor da produção animal do *i-ésimo* município de Minas Gerais, dividido pela área total com pastagens naturais e cultivadas;

$VANI_{REF}$ = média deste indicador nos 76 municípios com melhor posicionamento;

$MORU_i$ = total da mão de obra empregada no meio rural do *i-ésimo* município, dividido pelo somatório das áreas com lavouras e pastagens; e

$MORU_{REF}$ = média deste indicador nos 76 municípios melhor posicionados.

Os dados utilizados foram obtidos no Censo Agropecuário de 1995/1996.

Com base nos indicadores citados, passa-se a estruturar aqueles que entram na construção do IPD e do ID, cujas definições são (LEMOS, 2000):

$DECOBV = 0$, se $COBV \geq COBV_{REF}$; $DECOBV(X_{i1}) = [1 - (COBV/COBV_{REF})] * 100$, caso contrário;

$DEVAVE = 0$, se $VAVE \geq VAVE_{REF}$; $DEVAVE(X_{i2}) = [1 - (VAVE/VAVE_{REF})] * 100$, caso contrário;

$DEVANI = 0$, se $VANI \geq VANI_{REF}$; $DEVANI(X_{i3}) = [1 - (VANI/VANI_{REF})] * 100$, caso contrário;

$DEMORU = 0$, se $PORU \geq PORU_{REF}$; $DEMORU(X_{i4}) = [1 - (PORU/PORU_{REF})] * 100$, caso contrário.

Observa-se que o IPD e o ID são índices relativos de degradação, que tomam como referência os resultados observados nos 76 municípios que obtiveram melhor posicionamento em relação a cada indicador.

2.2 Método de Agrupamento

2.2.1 Análise de Cluster

Visando classificar os diversos municípios quanto aos fatores de degradação revelados pela análise fatorial, será empregada a técnica de análise de agrupamentos ou de *clusters*. De acordo com FERNAU e SAMSON (1990), a análise de agrupamento compõe-se de um conjunto de técnicas estatísticas pelas quais se busca reunir os vários indivíduos em grupos, tipos ou classes, tomando como informações para a classificação as medidas de um conjunto de variáveis, características ou atributos de cada indivíduo. Os elementos de um mesmo grupo devem ser o mais semelhante possível entre si, enquanto a diferença entre os grupos, a maior possível. A distância entre pontos é usualmente determinada pela distância euclidiana ou pelo coeficiente de correlação, podendo variar de 0 (variáveis idênticas) a $+\infty$ (variáveis sem relação) (GONG e RICHMAN, 1995).

A análise de agrupamento envolve algumas decisões subjetivas, como qual a técnica que se constitui a mais conveniente, conforme as circunstâncias; quais as distâncias a serem consideradas; qual o número ótimo de agrupamentos etc. (FERNAU e SAMSON, 1990; POLLAK e CORBETT, 1993). Entretanto, como o número de observações neste trabalho é bastante elevado, optou-se pelo método de classificação não-hierárquico, utilizando o procedimento das *k*-médias para o agrupamento dos *clusters*, admitindo ser o mais adequado em análise de agrupamento quando se tem grande número de elementos (SOARES *et al.*, 1997).

Optou-se por classificar os municípios em cinco *clusters*, em que para cada um

$$\phi(\mathbf{j}) = \{\delta_i(\mathbf{j}) : 1 < i < n_j\} \quad j = 1, 2, 3, 4, 5,$$

em que $\phi(\mathbf{j})$ = *cluster* do agrupamento j e $\delta_i(\mathbf{j})$ = coordenada i do *cluster* j .

Deste modo, a média das coordenadas dos elementos do *cluster* $\phi(\mathbf{j})$ será denominada de $\bar{\delta}(\mathbf{j})$ e a soma dos quadrados dos resíduos dentro do *j-ésimo* grupo será dada pela expressão:

$$SQR_j = \sum d^2, \quad 1 < i < n_j,$$

em que d^2 representa o quadrado da Distância Euclidiana do elemento i do *cluster* médio j . Observa-se que quanto menor for este valor mais homogêneos serão os elementos dentro de cada *cluster* e melhor será o agrupamento.

3. Resultados e discussão

Considerando que o interesse da pesquisa recai sobre a aferição da degradação ambiental nos municípios de Minas Gerais, a análise fatorial foi conduzida agregando-se as observações feitas para os quatros indicadores.

Para verificar se os dados suportam uma análise fatorial, foram utilizados alguns testes estatísticos. Um deles foi o de esfericidade de *Bartlett*, cujo objetivo é constatar a presença de correlações entre as variáveis. Após a realização do teste, que atingiu valor igual a 665,469, verificou-se a sua significância a 1% de probabilidade. Este resultado permite rejeitar a hipótese nula de que a matriz de correlação seja uma matriz identidade, significando que as variáveis não são correlacionadas.

De forma alternativa, o grau de intercorrelações entre as variáveis e a adequação da análise fatorial ao conjunto de dados podem ser obtidas por meio da medida de adequação da amostra. Essa medida assume valores entre 0 e 1, atingindo a unidade quando cada variável é perfeitamente predita pelas demais. Na tentativa de medir a adequabilidade da amostra, utilizou-se neste estudo o teste de *Kaiser-Meyer-Olkin* (KMO). O valor obtido para o KMO foi de 0,72. Conforme a classificação fornecida por *HAIR et al.* (1995), valores acima de 0,5 indicam que a amostra é adequada para a realização da análise fatorial.

Pelos testes realizados, conclui-se que os dados utilizados são adequados ao procedimento da análise fatorial, possibilitando a continuidade do estudo pretendido.

O emprego do método de componentes principais criou dois fatores com raízes características maiores que 1 (Tabela 1).

Tabela 1 - Fatores obtidos pelo método dos componentes principais

Fator	Raiz característica	Var. exp. pelo fator (%)	Var. acumulada (%)
1	1,572	55,918	39,309
2	1,460	19,893	75,812

Fonte: Resultados da pesquisa.

Constata-se que a contribuição dos fatores 1 e 2 para a explicação da variância total dos indicadores utilizados é de 55,92 e 19,89%, respectivamente, sendo sua contribuição acumulada equivalente a 75,81%, mostrando que a utilização de dois fatores é suficiente para a análise.

Os fatores foram submetidos a uma rotação ortogonal, utilizando-se o método *Varimax*. A Tabela 2 determina quais fatores e variáveis estão relacionados entre si ao exibir as cargas fatoriais, as comunalidades e o percentual da variância total dos indicadores.

Tabela 2 - Cargas fatoriais e comunalidades, após a rotação ortogonal pelo método *Varimax*

Variável	Carga fatorial		Comunalidades
	F ₁	F ₂	
DEVAVE	8.393E-02	0,916	0,845
DEVANI	0,435	0,717	0,704
DECOBV	0,781	0,313	0,707
DEMORU	0,876	9.748E-02	0,776
% da variância	39,309	36,503	

Fonte: Resultados da pesquisa.

A contribuição dos fatores F₁ e F₂ para a explicação da variância total dos indicadores é de 39,31 e 36,50%, respectivamente, após a rotação, mantendo a variação total de 75,81. Para fins de interpretação, as cargas fatoriais acima de 0,7, em negrito (valor utilizado por SOUZA e LIMA, 2003; SANTOS e BACHA, 2002), buscam evidenciar os indicadores mais fortemente associados a determinado fator.

Pode-se constatar que o Fator 1 encontra-se mais fortemente correlacionado com as variáveis Degradação da Cobertura Vegetal (DECOBV) e Degradação da Mão-de-Obra Rural (DEMORU), enquanto o Fator 2, com as variáveis Degradação da Produção Vegetal (DEVAVE) e Degradação da Atividade Animal (DEVANI). Deste modo, o Fator 1, doravante denominado de Aspectos Físicos, sintetiza as variáveis que captam a intensidade da cobertura vegetal e a magnitude do contingente de mão-de-obra empregada no meio rural para um dado município, isto é, os aspectos biológicos e demográficos intervenientes na degradação ambiental. Já o Fator 2, denominado de Aspectos Econômicos, associa-se aos valores da produção vegetal e animal em relação à especificidade da cobertura vegetal do município. Observando-se os valores encontrados, sugere-se que se houver aumento na exploração das atividades econômicas e físicas maiores serão os valores dos indicadores analisados e maiores os impactos dos mesmos na degradação ambiental do estado.

Após a obtenção dos fatores e coeficientes (cargas fatoriais) necessários na estimação dos escores fatoriais, calculou-se o IPD (Tabela 3), como explicitado na equação (8), para cada município. Uma vez estimado o IPD e após encontrar os pesos associados a cada um dos indicadores obtidos por meio de uma análise de regressão linear, em que o IPD foi a variável dependente e DEVANI, DEVAVE, DEMORU e DECOBV as independentes, pode-se, então, estimar o ID (Tabela 3). Diante do grande número de municípios⁵, os resultados da análise são apresentados em termos de estado apenas; por sua vez, os da análise de *cluster* são mais detalhados, enfatizando as macrorregiões.

Tabela 3 - Estatísticas descritivas dos indicadores e índices de degradação ambiental.

Estado	INDICADORES				ÍNDICE	
	DEVAVE	DEVANI	DECOBV	DEMORU	IPD %	ID %
Mínimo	0,000	0,000	0,000	0,000	0,225	0,047
Máximo	100,000	100,000	95,586	96,581	1,000	1,000
Média	65,429	80,373	48,698	65,599	0,818	0,858
Desvio	21,030	24,313	21,510	24,318	0,161	0,200

Fonte: Resultados da pesquisa.

⁵ Para maiores informações a respeito dos resultados para os municípios e também para as microrregiões entrar em contato com os autores.

Os danos ao meio ambiente tornam-se evidentes quando se observa o alto índice de degradação para o estado. Minas Gerais possui valor médio para o ID de quase 86%, o que sugere que a maior parte de seu território enfrenta problemas relacionados com a degradação ambiental (Tabela 3). Mais de 40% dos municípios mineiros obtiveram valores do ID iguais a 1, significando que a degradação ambiental chegou a 100%. Os demais apresentaram índice acima de 0,70, o que significa 70% do território degradado. As exceções ficam por conta dos municípios de Senador Amaral e Bom Repouso, com IDs mínimos de 0,04 e 0,10, respectivamente. Em se tratando de microrregiões, os maiores índices (os índices das demais também são bastante elevados), iguais a 1, encontram-se nas de Curvelo, Almenara, Pedra Azul, Conceição do Mato Dentro, Unaí, Januária, Montes Claros, Nanuque e Peçanha.

Em adição, os indicadores também foram elevados, sendo os econômicos os que mais se destacaram com maiores valores. Tal resultado pode ser justificado pelo fato de Minas Gerais ser um dos primeiros estados brasileiros a ser colonizado, com grande influência da cafeicultura, bovinocultura e também da mineração, que foi um marco na economia, mas que deixou seqüelas no meio ambiente.

É fundamental, além da constatação de quais áreas são mais degradadas, identificar quais variáveis contribuem, para o alto índice mineiro de degradação. A Tabela 4 evidencia, por meio do cálculo das elasticidades, quais indicadores possuem maior influência sobre o ID.

Tabela 4 - Pesos e elasticidades associadas ao IPD

Variáveis	Elasticidades
DEVAVE	0,3441
DEVANI	0,4665
DEMORU	0,0423
DECOBV	0,0583

Fonte: Resultados da pesquisa.

Observa-se que o IPD, e conseqüentemente o ID, são mais influenciados pelos dois indicadores econômicos, conforme impactos dados pelas elasticidades. Assim, pode-se dizer que uma variação de 1% na variável DEVAVE ocasiona uma variação de aproximadamente 34% no IPD e de 1% em DEVANI causa uma variação de 46,65% no IPD, uma vez que

estas são as elasticidades mais significativas. Nesse sentido, as soluções que enfoquem os indicadores econômicos devem ser priorizadas para a obtenção de resultados positivos na melhoria do meio ambiente.

Adotando-se uma visão sistêmica, procedeu-se à análise de *clusters*, verificando a similaridade das características de degradação entre os municípios, as microrregiões e as macrorregiões mineiras, bem como os indicadores e índices médios de cada *cluster*, Tabela 6. O número de *clusters* foi definido com base no conhecimento dos autores a respeito dos municípios, de forma a agrupar aqueles que apresentassem alto grau de homogeneidade intragrupo e de heterogeneidade intergrupo.

Tabela 6 – *Clusters* ambientais de Minas Gerais: macrorregiões, microrregiões⁶ e municípios.

	<i>Cluster 1</i>		<i>Cluster 2</i>		<i>Cluster 3</i>		<i>Cluster 4</i>		<i>Cluster 5</i>	
	0,89 < ID ≤ 1,00		0,66 < ID < 0,88		0,43 < ID ≤ 0,65		0,18 < ID < 0,42		0,04 < ID ≤ 0,17	
	Micro	Mun								
C. Vertentes	3	16	3	13	3	4	1	2	*	*
Central	3	21	3	9	*	*	*	*	*	*
Jequitinhonha	4	25	4	8	2	3	3	6	1	1
Metr. de BH	6	24	8	41	6	23	4	11	1	1
Noroeste	2	11	2	3	*	*	*	*	*	*
Norte	7	21	7	25	3	3	2	3	*	*
Oeste	5	23	4	18	2	2	*	*	*	*
Sul/Sudoeste	5	23	9	67	8	43	5	9	2	2
Tr. Mineiro	7	39	7	22	2	2	1	1	*	*
V. do Mucuri	2	15	1	1	1	2	*	*	*	*
V. Rio Doce	7	47	7	21	2	9	2	6	1	1
Zona da Mata	5	49	7	35	7	31	4	12	1	2
Total	56	314	62	263	36	122	22	50	6	7

Fonte: Resultados da pesquisa.

Pode-se observar, por meio da Tabela 6, que o *cluster 1* envolve 314 municípios, 56 microrregiões e todas as macrorregiões, com as regionais Noroeste, Central e Vale do Mucuri contemplando mais de 75% de seus municípios. A principal característica deste agrupamento é a elevada média do ID (a mais alta de todos os agrupamentos), que ficou em

⁶ Para melhor visualização do ID (microrregiões mineiras) veja o mapa em anexo.

torno de 96,8%, e dos indicadores DEVANI e DEMORU, associados aos aspectos econômicos e físicos (Fatores 1 e 2).

O segundo *cluster*, com 263 municípios e 62 microrregiões, envolveu todas as macrorregiões, destacando-se a Norte, com 48% de seus municípios; a Sul/Sudoeste, com 46,52%; e a Metropolitana de BH, com 41%. O alto ID desse agrupamento reflete a má conservação ambiental dos municípios pertencentes a esse *cluster*. O indicador DEVANI foi o que mais contribuiu para o elevado índice de degradação (78,81%), seguido do DEMORU (65,73%).

O *cluster* 3, por sua vez, possui 122 municípios, 36 microrregiões e 10 macrorregiões, destacando-se a Sul/Sudoeste, que congrega 29,86% de seus municípios; a Zona da Mata, com 24,03%; e a Metropolitana de BH, com 23%. É interessante notar que as médias para os indicadores e para o ID não atingiram valores demasiadamente elevados quando comparados com os agrupamentos 1 e 2. O índice de degradação ambiental ficou em torno de 60%, menor em relação aos anteriores, mas ainda bastante elevado. Os indicadores DEVANI e DEVAVE (aspectos econômicos) foram os que mais contribuíram, respectivamente com 60,66 e 50,99%, para a degradação ambiental.

Com 50 municípios em 22 microrregiões e 7 macrorregiões, o *cluster* 4 tem 13,95% de seus municípios na macrorregião do Jequitinhonha, 11% na Metropolitana de BH e 9,3% na Zona da Mata. Seus índices e indicadores de degradação ambiental são relativamente pequenos, sugerindo maior conservação do meio ambiente pelos municípios. Não obstante, foram os aspectos econômicos/Fator 2 (DEVANI - 50,76% e DEVAVE - 35,40%) que mais influenciaram na degradação.

O *cluster* 5, com apenas 7 municípios em 6 microrregiões, foi o que mais se destacou em melhores resultados: Turmalina, na macrorregião do Jequitinhonha; Albertina e Camanducaia, na Sul/Sudoeste; Alto Jequitibá e Caparaó, na Zona da Mata; Ibitaré, na Metropolitana de BH; e Santa Bárbara do Leste, na Vale do Rio Doce. O ID médio desse grupo ficou em torno de 11,7%, índice relativamente pequeno quando comparado com os demais *clusters*. Em adição, os indicadores de degradação ambiental também tiveram comportamento positivo desejado, sugerindo baixa degradação das atividades vegetal, animal, produtiva e da mão-de-obra, e conseqüentemente baixa degradação ambiental.

Diante do exposto, constata-se que a maioria dos municípios de Minas Gerais (76,32%) agrupa-se nos *clusters* 1 e 2, indicando que o nível de degradação entre eles encontra-se entre 66 e 100%. Com 16,13% de seus municípios no *cluster* 3, a degradação atinge o nível de 43 a 65%. Apenas 7,5% encontram-se em melhores condições de preservação, situados nos *clusters* 4 e 5, com níveis de degradação que variam de 4 a 42%.

Com base nas análises supracitadas, pode-se constatar a alta degradação ambiental dos municípios mineiros. O *cluster* 1 possui maiores valores tanto para o índice quanto para os indicadores de degradação, seguido pelo *cluster* 2. Esta situação é extremamente preocupante, já que 76,32% dos municípios estão agregados nestes dois *clusters*.

4. Conclusão

Este estudo teve como objetivo elaborar um índice de degradação (ID) capaz de aferir e analisar o atual estágio de degradação ambiental dos 756 municípios do Estado de Minas Gerais, agrupando-os em *clusters*, permitindo verificar a similaridade de suas características.

Pelos resultados verifica-se que Minas Gerais possui um ID médio de 86%, devendo destacar que mais de 40% dos municípios mineiros obtiveram valores do ID iguais a 1. Os demais apresentaram valores acima de 0,70, o que significa 70% do território degradado. As exceções ocorrem nos municípios de Senador Amaral e Bom Repouso, que obtiveram IDs mínimos de 0,04 e 0,10, respectivamente.

Em relação às macrorregiões, observa-se que o Vale do Mucuri, Noroeste e Central são as responsáveis pela concentração de maior percentual dos seus municípios no *cluster* 1 (em média, 77,3%). Já as macrorregiões do Jequitinhonha, Metropolitana de BH e Zona da Mata concentram maior parte dos municípios mineiros (10,45%) no *cluster* 4, e Jequitinhonha, Zona da Mata e Sul/Sudoeste com cerca de 1,75% no *cluster* 5.

O *cluster* 1, principalmente, possui médias elevadas para os indicadores e para o índice de degradação ambiental. Contrariamente, o *cluster* 5 apresenta melhor situação relativa em termos de degradação, com índices em torno de 4 a 10%. Deste modo, a análise de *cluster* mostrou que apenas poucas regiões mineiras apresentam bom estado de conservação ambiental, deixando clara a necessidade de medidas e políticas efetivas que contribuam para o seu melhoramento.

É perfeitamente válida a utilização de outros indicadores, de modo a agregar mais informações e conhecimentos sobre um tema bastante atual e instigante como o da degradação ambiental. Há de se assinalar que a análise de apenas quatro indicadores constitui limitações, que devem ser levadas em conta.

Cabe destacar que o processo intensivo de desenvolvimento do Estado de Minas Gerais, desde os seus primórdios, alavancado por fatores econômicos, foi o responsável e o que mais contribuiu para a ocorrência de danos ambientais irreparáveis e irreversíveis.

Referências bibliográficas

BASILEVSKY, A *Statistical Factor Analysis and Related Methods: Theory and Applications*, New York, 1994.

DILLON, W.; GOLDSTEIN, M. *Multivariate Analysis: Methods and Applications*, New York, 1984.

FERNANDES, T.A.G.; LIMA, J.E. Uso de Análise Multivariada para Identificação de Sistemas de Produção. Brasília: *Revista Pesquisa Agropecuária Brasileira*, 26(10): 1823-1836, out. 1991.

FERNAU, M.E.; SAMSON, P.J. Use of cluster analysis to define periods of similar meteorology and precipitation hemistry in Eastern North America. Part I: Transport patterns. *Journal of Applied Meteorology*, Michigan, v.29, p.735-761, 1990.

FUNDAÇÃO JOÃO PINHEIRO. Perfil de Minas Gerais, 2000. 4.ed. Belo Horizonte, 2000.

GONG, X.; RICHMAN, M.B. On the application to growing season precipitation data in North America East of the rockies. *Journal of Climate*, Oklahoma, v.8, p.897-931, 1995.

HAIR, J.F.; ANDERSON, R.E.; TATHAM, R.L.; BLACK, W.C. *Multivariate Data Analysis: With Readings*. Prentice Hall, New Jersey, 1995.

IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. *Censo Agropecuário*. n.3, Rio de Janeiro: IBGE, 1995.

JOHNSON, A; WICHERN, D. *Applied Multivariate Statistical Analysis*, New Jersey, 1988.

KIN, J.; MUELLER, C.W. *Introduction to Factor Analysis: What It is and How to Do It*. Sage Publications, London, 1978.

LEMONS, J.J.S. *Desertification of Drylands in Northeast of Brazil*, Riverside, Califórnia. Economic Department da University of California, 1995.

LEMONS, J.J.S. Indicadores de Degradação no Nordeste Sub-úmido e Semi-árido. *Revista SOBER*, 2000, p.1-10.

POLLAK, L.M.; CORBETT, J.D. Using GIS datasets to classify maize-growing regions in Mexico and Central America. *Agronomy Journal*, v.85, p.1133-1139, 1993.

SANTOS, A.B.; BACHA, C.J.C. Evolução Diferenciada da Lavoura de Soja e de seu Processamento Industrial no Brasil – Período de 1970 a 1999. *Economia Aplicada*, v.6,n. 1, p. 123-153, 2002.

SILVA, R.G.; RIBEIRO, C.G. (2004). Análise da Degradação Ambiental na Amazônia Ocidental: um Estudo de Caso dos Municípios do Acre. *Revista de Economia Rural*, n. 42, v. 1, p. 93-112, 2004.

SOARES, A.C.L.G.; GOSSON, A.M.P.M.; MADEIRA, M.A.L.H.; TEIXEIRA, V.D.S. Índice de Desenvolvimento Municipal: Hierarquização dos Municípios do Ceará no ano de 1997. *Paraná Desenvolvimento*, n.97, p 71-89. 1999.

SOUZA, P.M.; LIMA, J.E. Intensidade e Dinâmica da Modernização Agrícola no Brasil e nas Unidades da Federação. *Revista Brasileira de Economia*, p. 795-824, 2003.

Anexo

