

## **QUALIDADE AMBIENTAL E SEUS CONDICIONANTES: UMA ANÁLISE MULTIVARIADA PARA OS MUNICÍPIOS DO RIO GRANDE DO SUL °**

*ENVIRONMENTAL QUALITY AND ITS CONDITIONERS: A MULTIVARIATE  
ANALYSIS FOR THE CITIES OF RIO GRANDE DO SUL*

*Jessica de Lima da Vida Pellenz\**  
*Caroline Lucion Puchale\**

*enviado: 09 enero 2018 – aceptado: 08 agosto 2018*

---

### **Resumo**

A discussão sobre os possíveis problemas ocasionados pela má qualidade ambiental vem ganhando força nos últimos anos. Segundo o relatório *Healthy Environment, Healthy People*, existe forte relação entre qualidade ambiental, saúde e bem-estar, e que 12,6 milhões das mortes ocorridas no mundo são causadas por más condições ambientais. Este artigo objetiva construir um índice de qualidade ambiental (IQA) para os municípios do Rio Grande do Sul através de análise fatorial, identificando as condições ambientais dos municípios gaúchos. Uma análise exploratória de dados espaciais (AEDE) também foi realizada, permitindo a visualização das relações entre o IQA e as características dos agrupamentos (*cluster*) espaciais. Os resultados apontam que o IQA médio do estado é considerado alto e que os municípios de maior e menor índice são Canguçu e Porto Alegre, respectivamente.

*Código JEL: C38, Q56.*

*Palavras-Chaves: meio ambiente, Rio Grande do Sul, índice de qualidade ambiental, análise multivariada.*

---

° O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001. As autoras agradecem ao professor Dr. Clailton Ataídes de Freitas pelo conhecimento compartilhado, além da orientação e avaliação prévia, fundamentais para a elaboração desse trabalho.

\* De Lima da Vida Pellenz, J., & Lucion Puchale, C. (2018). Qualidade Ambiental E Seus Condicionantes: Uma Análise Multivariada Para Os Municípios Do Rio Grande Do Sul. *Estudios económicos*, 35 (71), 5-24. Universidade Federal de Santa Maria (UFSM), Brasil.  
E-mail: carolpuchale@gmail.com, jessipellenz@gmail.com

## Abstract

The discussion about the possible problems caused by low environmental quality has been highlighting recently. According to the report “Healthy Environment Healthy People” there is a strong relationship between environmental quality, health and well-being, and 12.6 million of the world’s deaths are caused by environmental problems. This paper aims to construct an environmental quality index (EQI) for the cities of Rio Grande do Sul through a factorial analysis, that identify the environmental conditions of those cities. A spatial analysis of the exploratory data was also performed, allowing the visualization of the relations between EQI and the characteristics of the spatial clusters. The results indicate that the average EQI of the state is considered high and that the cities with the highest and lowest index are Canguçu and Porto Alegre, respectively.

*JEL Code:* C38, Q56.

*Keywords:* Environment, Rio Grande do Sul, Environmental Quality Index, Multivariate Analysis.

---

## INTRODUÇÃO

A capacidade de criar formas de proteger o meio ambiente, mais do que do ponto de vista biológico, tem implicações econômicas e sociais. Do ponto de vista biológico, é necessário preservar os biomas e restaurar ecossistemas para conservar a diversidade genética das regiões. Sob a ótica econômica, é essencial para a antecipação e reparação de choques provocados pela má gestão dos recursos naturais, como é o caso das crises energéticas que podem comprometer o processo produtivo de um país, ou exaustão de terras férteis pelo mau uso e utilização desenfreada de produtos químicos.

A preocupação com as questões ambientais é, também, um problema social grave. A ligação entre qualidade ambiental, saúde e bem-estar pode ser evidenciada por meio do relatório *Healthy Environment, Healthy People*, publicado pelo *United Nations Environment Programme* (UNEP, 2006), no qual aponta 12,6 milhões de mortes causadas por más condições ambientais. Além disso, destaca que 23% do total de mortes no mundo são causadas por poluição do ar, da água e pelas más condições alimentares. Este alto índice de doenças é atribuído à exposição a produtos químicos, baixa qualidade do ar e estilos de vida nocivos.

A caracterização empírica das condições ambientais é um desafio para os pesquisadores, já que existe uma gama incalculável de fatores que afetam o meio ambiente (descarte inadequado de resíduos químicos, emissão de gases de efeito estufa, poluição da água etc.), dificultando a quantificação dessa realidade. Perman et al. (2003) destaca que o problema central dos pesquisadores é encontrar informações biofísicas do meio ambiente e decidir de que forma utilizá-las para construir variáveis confiáveis para avaliar a qualidade ambiental.

No Brasil, os estudos na área de economia ambiental esbarram em dificuldades quanto à disponibilidade de dados sistematizados. São poucos os índices disponíveis para consulta e, menores ainda, as informações precisas nas quais os formuladores de políticas públicas podem confiar. Neste contexto, pesquisas aplicadas capazes de desenvolver índices minimamente apropriados com os quais se possam embasar decisões se fazem necessárias e urgentes.

Assim sendo, este artigo tem por objetivo construir um índice de qualidade ambiental (IQA) para os municípios do Rio Grande do Sul através de uma análise fatorial, possibilitando identificar as condições ambientais dos municípios gaúchos. Além da construção do índice, será realizada uma Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE), a fim de verificar a presença de dependências espaciais nas variáveis e identificar possíveis relações entre os indicadores caracterizados e o índice de qualidade ambiental.

O presente trabalho está organizado da seguinte maneira: na sessão I é apresentado o referencial teórico contendo uma breve conceituação dos índices ambientais e diferentes abordagens adotadas na literatura atual. Na sessão II descreve-se a metodologia utilizada para a construção do IQA. Na sessão III decorre-se sobre os principais resultados alcançados, e na última sessão apresentam-se as principais conclusões.

## I. REFERENCIAL TEÓRICO

Os indicadores ambientais são instrumentos utilizados para acompanhamento de determinado fenômeno, tendo como objetivo o direcionamento de ações, políticas ou planejamento ambiental. Segundo Hammond et al. (1995), os indicadores fornecem pistas para uma questão de maior significado ou tornam perceptível uma tendência que não se consegue visualizar de maneira imediata. Segundo a OCDE (2003), apesar de os indicadores ambientais servirem como ferramenta para avaliação, eles não fornecem informações completas acerca do problema. Além

disso, a relevância dos indicadores pode variar de acordo com o contexto no qual estão inseridos. Portanto, devem ser interpretados no contexto apropriado, levando em conta as diferentes características ecológicas, geográficas, sociais, econômicas e institucionais dos locais que estão sendo estudados.

Nos últimos anos, diversos pesquisadores buscaram o desenvolvimento de indicadores ou índices, buscando a caracterização ambiental dos municípios. Fernandes, Cunha e Silva (2005) desenvolveram indicadores visando quantificar a degradação ambiental dos municípios de Minas Gerais, bem como agrupá-los de acordo com características similares. Utilizando análise fatorial, verificaram altos índices de degradação nos municípios, destacando que mais de 49% dos municípios mineiros obtiveram índice de degradação máxima (ID=1).

Para os municípios do Rio Grande do Sul, Rossato e Lima (2008), também utilizando análise fatorial, criaram um índice de qualidade ambiental (IQA) e o relacionaram com a qualidade de vida. Os resultados mostraram que as regiões com melhores condições econômicas foram as que apresentaram baixa qualidade ambiental. Já nas regiões menos desenvolvidas economicamente, o meio ambiente encontra-se mais preservado, evidenciando que o desenvolvimento trouxe danos ambientais para os municípios gaúchos.

Outro trabalho importante para se destacar é o desenvolvido por French et al. (2008) no qual é construída uma abordagem para a construção de um índice de qualidade ambiental para o *NRCS* (sigla em inglês para o Serviço de Conservação de Recursos Naturais) por meio da análise multivariada. O objetivo de tal trabalho foi o de disponibilizar uma ferramenta para quantificar a eficácia do programa de conservação implementado.

Com objetivo mais microeconômico, Di Felice et al. (2012) construíram relações entre as características estruturais de uma fazenda e o desempenho desta para destacar os custos e benefícios relativos a quatro sistemas agrícolas na Itália (fazendas orgânicas, convencionais, mistas e não mistas). Os resultados sugerem que a relação entre a diversidade de culturas e a sustentabilidade agroecológica está associada a uma diferença no manejo agrícola misto versus não misto, e não às práticas agrícolas orgânicas ou convencionais. A presença de gado parece ter desempenhado um papel importante como alavanca econômica para diversificar o sistema de cultivo agrícola. Apesar de não criarem índices para a análise, utilizaram-se da análise fatorial para construir associações entre os fatores, possibilitando melhor entendimento da região estudada.

Messer et al. (2014) criaram um índice de qualidade ambiental para os Estados Americanos através de análise multivariada de componentes principais. Cinco domínios ambientais (ar, água, terra, construído e sociodemográfico) foram utilizados para a construção do IQA geral e, para cada domínio, foi criado um índice específico. Os principais resultados obtidos inferiram que valores mais altos de qualidade do ar e índices sociodemográficos foram encontrados nas áreas metropolitanas, e que as áreas mais populosas têm os menores valores em todos os índices de domínio.

Recentemente, Ferreira, Santos e Lima (2016) criaram um índice de avaliação ambiental para analisar e comparar o desempenho ambiental de 39 países no período de 2002 a 2012. A metodologia utilizada foi a análise fatorial. Para comparar os países quanto às condições ambientais, foi realizada a análise de *cluster*, sendo que o Brasil ocupou a 14ª colocação no ranking, em grande parte pelo potencial de geração de energia renovável e pela vasta diversidade biológica.

Considerando a literatura existente e a relevância do tema, este trabalho se propõe a realizar uma atualização metodológica e temporal ao trabalho realizado por Rossato e Lima (2008), sem qualquer comprometimento para a interpretação dos resultados para aqueles que não sejam familiares com o referido trabalho.

## II. METODOLOGIA

O presente artigo possui natureza aplicada com um enfoque explicativo, pois objetiva identificar as características das condições ambientais dos 496 municípios gaúchos. Para o alcance deste propósito, foi utilizada como modelagem empírica a análise multivariada, especificamente a técnica fatorial (AF) e, também, uma Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE). Para essa quantificação foram utilizadas dezessete variáveis calculadas anualmente; estes elementos estão resumidos no quadro 1, juntamente com as suas respectivas fontes de dados. As análises foram realizadas por meio do *Data Analysis and Statistical Software* (STATA), versão 10.0<sup>1</sup>.

---

<sup>1</sup> Licenciado para o Departamento de Economia e Relações Internacionais da UFSM.

Quadro 1. Variáveis, ano e fonte dos dados

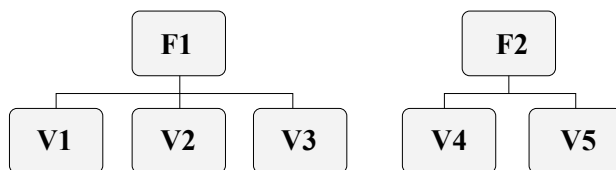
Variável	Descrição	Ano	Fonte
X1	Densidade Demográfica (hab/km <sup>2</sup> )	2011	FEE - Núcleo de Indicadores Sociais e Ambientais
X2	Índice de Potencial Poluidor da Indústria*	2009	FEE - Indicadores Ambientais
X3	Área com Floresta Nativa ou Plantada (hectares)	2006	IBGE - Censo Agropecuário
X4	Número de veículos per capita	2010	FEE - Detran/RS Transportes
X5	Domicílios com Iluminação Elétrica	2010	IBGE - Censo Demográfico
X6	Taxa de Urbanização**	2010	FEE - Núcleo de Demografia e Previdência
X7	Domicílios com Água Encanada	2010	IBGE - Censo Demográfico
X8	PIB Per Capita (R\$)	2010	FEE - Núcleo de Contabilidade Social
X9	Valor Adicionado da Indústria per capita (R\$ mil)	2010	FEE - Núcleo de Contabilidade Social
X10	Valor Adicionado da Agropecuária per capita (R\$ mil)	2010	FEE - Núcleo de Contabilidade Social
X11	Estabelecimentos de Saúde	2010	Ministério da Saúde - CNES
X12	Estabelecimentos com Pastagens Naturais	2006	IBGE - Censo Agropecuário
X13	Estabelecimentos com Matas/ Florestas	2006	IBGE - Censo Agropecuário
X14	Indústrias Extrativas	2010	FEE - Relação Anual de Informações Sociais
X15	Domicílios com coleta de lixo	2010	IBGE - Censo Demográfico
X16	Domicílios com Esgoto a Céu Aberto	2010	IBGE - Censo Demográfico
X17	Domicílios com Lixo Acumulado nos Logradouros	2010	IBGE - Censo Demográfico

Fonte: elaborado pelas autoras. \*O “Índice de Potencial Poluidor da Indústria” representa a participação do INPPI no total do estado. \*\*A variável “Taxa de Urbanização” foi obtida através da proporção de habitantes na área urbana de cada município.

Dentro desta perspectiva, foram realizadas duas análises fatoriais; a primeira teve por objetivo identificar os indicadores ambientais, industriais e de pressão urbana da população do estado do Rio Grande do Sul, e a segunda teve por finalidade a elaboração de um índice de qualidade ambiental (IQA) dos municípios gaúchos. A justificativa para realização de duas AF é pela possibilidade da realização de comparações entre os diversos indicadores (características) e o índice de qualidade ambiental de cada município gaúcho, ou seja, é verificado, por exemplo, se as cidades que possuem grande pressão urbana também possuem baixa qualidade ambiental, e assim sucessivamente.

Portanto, como já demonstrado, o método para quantificação dos dados escolhido foi a análise fatorial, que se conceitua como sendo um método multivariado que objetiva reduzir um grande número de variáveis em um número menor de fatores. Estes fatores são variáveis latentes ortogonais, ou seja, são não correlacionados entre si, e que, segundo Mingoti (2005) e Corrar et al. (2009), representam uma relação linear entre as variáveis. Neste sentido, para que um fator forme uma relação linear entre um conjunto de variáveis, é necessário que os elementos de análise possuam algo comum, isto é, sejam correlacionadas entre si. Portanto, é neste sentido que Corrar et al. (2009, p. 74) argumenta que “[...] a Análise Fatorial (AF) é uma técnica estatística que busca, através da avaliação de um conjunto de variáveis, a identificação de dimensões de variabilidade comuns existentes em um conjunto de fenômenos”. Assim, o princípio básico da análise fatorial é determinar um número de fatores que seja menor do que o número de variáveis do modelo. A relação entre os fatores e as variáveis é demonstrada na figura 1.

Figura 1. Agrupamento das variáveis em fatores



Fonte: elaborado pelos autores.

Mingoti (2005) reitera que, na análise fatorial, cada variável é explicada por  $n$  fatores comuns acrescidos em um termo de erro, como demonstrado na equação (1).

$$X_i = a_{i1}F_1 + a_{i2}F_2 + a_{i3}F_3 + \dots + a_{ij}F_j + \varepsilon_i \quad (1)$$

Em que  $X_i$  são as variáveis,  $a_i$  é o grau de correlação entre as variáveis e os fatores (também denominado de cargas fatoriais),  $F_j$  são os fatores comuns não correlacionados entre si e  $\varepsilon_i$  é o termo de erro. Portanto, pela equação (1) é demonstrado que a variação total de cada variável é explicada tanto por um fator de variabilidade comum (que são os fatores) como por um elemento de variação específico. Desta forma, o termo de erro da equação (1), concentra as variações que são exclusivas da variável e não podem ser explicadas pelos fatores comuns dos elementos.

Partindo desta teorização, no presente trabalho a análise fatorial foi elaborada pelo método de componentes principais, onde, segundo Mingoti (2005) e Corrar et al. (2009), os fatores são estimados com base na variância total dos dados, ou seja, procura-se uma combinação linear nas variáveis, de modo que essa combinação gere o maior poder explicativo da variância da amostra. Após isso, remove-se a variação dos dados já explicada e é gerada outra combinação linear entre as variáveis que explique o máximo de variação dos dados restantes, e assim sucessivamente. Desta forma, o primeiro fator terá o maior percentual de explicação das variâncias totais dos dados; o segundo fator conterà o segundo maior percentual, e assim por diante. Este mecanismo gera fatores não correlacionados entre si, ou seja, ortogonais.

Além disso, foi efetuada a rotação ortogonal pelo método *varimax*, com a finalidade de melhorar e facilitar as interpretações dos fatores, uma vez que por esta rotação o coeficiente de correlação entre as variáveis e os fatores fica mais próximo de zero ou um (Mingoti, 2005; Corrar et al., 2009). Para selecionar o número de fatores necessários para caracterizar o conjunto de variáveis, o presente trabalho considerou os fatores que detinham raiz característica maior do que a unidade.

Ademais, foi realizado o teste de índice Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) e o teste de esfericidade de Bartlett para determinar a adequabilidade dos dados para utilização da análise fatorial e qualidade de ajuste do modelo. Segundo Mingoti (2005), o teste KMO visa comparar o coeficiente de correlação simples com a magnitude da correlação parcial. Mingoti (2005) destaca que o teste KMO varia entre zero e um, e que um modelo bem adequado deve ter valor maior ou igual a 0,8, porém reitera que existem várias faixas de validade de KMO, onde o valor de 0,9 seria excelente enquanto que 0,5 seria ruim e exigiria correção nos dados. Já o teste de esfericidade de Bartlett, segundo Mingoti (2005), busca verificar se a matriz de correlação é estatisticamente igual à matriz identidade, portanto, a hipótese nula deste teste é que a matriz de correlação é uma matriz identidade; assim, se esta hipótese for rejeitada, os dados são adequados.



Após a identificação dos indicadores industrial, pressão urbana, cobertura florestal e pressão demográfica, realizou-se a confecção do índice de qualidade ambiental (IQA) municipal. Para a sua elaboração foi realizada uma nova análise fatorial através do método de componentes principais. As variáveis utilizadas para a realização de tal técnica metodológica foram: número de veículos (X4), representando a qualidade do ar; área com floresta nativa ou plantada (X3); estabelecimentos com pastagens naturais (X12); estabelecimentos com matas/florestas (X13), representando a composição da cobertura do terreno; domicílios com esgoto a céu aberto (X16) e domicílios com lixo acumulado nos logradouros (X17), representando a situação de saneamento básico. A escolha dessas 6 variáveis das 17 já utilizadas é justificada uma vez que são as únicas capazes de demonstrar as características ambientais de cada município gaúcho<sup>2</sup>.

Assim, após a realização da métrica fatorial e a separação dos fatores e escores fatoriais, é confeccionado o índice de qualidade ambiental. A construção do IQA foi realizada a partir da metodologia utilizada por Soares et al. (1999) e Rossato (2006, 2008), como demonstrado na equação 2:

$$IQA_m = \sum_{j=1}^k \frac{\lambda_j}{tr(R)} F_{jm} \quad (2)$$

onde:

$IQA_m$  = índice de qualidade ambiental do município  $m$ ;

$\lambda_j$  =  $j$ -ésima raiz característica da matriz de correlação  $R$  das variáveis ambientais;

$k$  = número de fatores escolhidos;

$F_{jm}$  = escore fatorial no município  $m$ , do fator  $j$ ;

$tr$  = traço da matriz de correlação  $R$ .

A fim de evitar valores negativos e altos escores fatoriais, foi realizada uma padronização na base de dados, a fim de enquadrar todos os índices em um intervalo entre zero e um, a qual está descrita na equação (3):

<sup>2</sup> Ressalta-se que, no entendimento das autoras, a variável X15 (domicílios com coleta de lixo) é altamente correlacionada com a variável X17 (domicílios com lixo acumulado nos logradouros), dessa forma, optou-se por incluir apenas a segunda para a confecção do índice de qualidade ambiental.

$$IQA_m = \frac{IQA_m - IQA_{mín}}{IQA_{máx} - IQA_{mín}} \quad (3)$$

onde:

$IQA_{mín}$  = menor índice entre todos os municípios;

$IQA_{máx}$  = maior índice entre todos os municípios.

Após a formação do índice de qualidade ambiental, foi realizada uma Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE), a fim de detectar a presença de dependências espaciais nas variáveis. Pretende-se investigar se variáveis de determinada região  $x$  sofrem influências de elementos presentes na região  $y$ . A AEDE foi realizada utilizando-se da estatística  $I$  de Moran Global e Local nas análises univariadas e bivariadas, respectivamente. Para o agrupamento das estatísticas de Moran Local, fez-se uso de um mapa de *cluster* LISA, que combina as informações presentes no diagrama de dispersão de Moran e do mapa de significância LISA (Anselin, 1995).

### III. ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Antes de iniciar a análise dos resultados com vistas a evidenciar os indicadores ambientais, industriais e urbanos, foi necessário verificar a adequabilidade dos dados para a análise fatorial através do teste de esfericidade de Bartlett. Este teste gerou um valor () significativo a 1% de nível de significância, rejeitando a hipótese nula de que a matriz de correlação é uma matriz identidade, portanto, pode-se inferir que os dados são adequados. Para reforçar este resultado, foi realizado o teste de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) e a grandeza obtida foi de 0,7588. Com este valor permite-se inferir que a adequabilidade dos dados para análise fatorial é boa, pois para Mingoti (2005) somente coeficientes menores que 0,5 são considerados péssimos, exigindo a correção da base de dados. Desta forma, a análise fatorial, pelo método dos componentes principais, gerou resultados que estão expostos na Tabela 1 e no quadro 2.

Tabela 1. Fatores, raízes características e variâncias explicadas

Fatores	Raiz Característica	Proporção de variância explicada	Proporção acumulada de variância explicada
F1	7,07935	0,4164	0,4164
F2	2,15914	0,1270	0,5434
F3	1,73308	0,1019	0,6454
F4	1,41584	0,0833	0,7287

Fonte: elaborada pelas autoras.

Através da tabela 1, podem-se visualizar os autovalores (raiz característica) da matriz de correlação amostral com suas respectivas proporções de variância explicada. Assim, pelo critério de escolha dos fatores pela raiz característica maior que a unidade, identificam-se 4 fatores em que, conjuntamente, explicam 72,87% da variância total dos dados. Contudo, no quadro 2 são apresentados os coeficientes de correlação entre as variáveis e os fatores (também chamados de cargas fatoriais) e também as comunalidades de cada variável, após a rotação ortogonal pelo método *varimax*. Reitera-se que foram consideradas as cargas fatoriais iguais ou superiores a 0,700, como indicativo de forte associação entre o fator e os elementos, como é indicado por Mingoti (2005). Ressalta-se, porém, que a variável estabelecimentos com matas/florestas (X13) apresentou correlação de 0,6919 com o fator 3, o que é considerado uma forte associação; portanto, mesmo que a correlação entre o elemento e o fator não tenha atingido o teto mínimo, será considerada na análise, pois considera-se um elemento importante para a caracterização do fator.

Quadro 2. Cargas fatoriais e comunalidades

Variável	Cargas Fatoriais				Comunalidade
	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 4	
X1	0,5535	0,1072	-0,2715	0,3943	0,5534
X2	0,4746	0,4514	0,0492	0,2826	0,6242
X3	0,0045	0,0337	<b>0,7255</b>	0,1096	0,2063
X4	<b>0,9473</b>	0,0545	0,0041	0,1634	0,9417
X5	<b>0,9853</b>	0,0216	0,0427	0,0648	0,9959
X6	0,2080	0,1039	0,0113	<b>0,7587</b>	0,4817
X7	<b>0,9900</b>	0,0188	0,0152	0,0469	0,9988

X8	0,0428	<b>0,9749</b>	0,0032	-0,0844	0,9486
X9	-0,0226	<b>0,9263</b>	0,0381	0,0756	0,9367
X10	-0,0708	0,1136	-0,1251	<b>-0,8134</b>	0,7552
X11	<b>0,9340</b>	0,0374	0,0259	0,0708	0,9098
X12	0,1037	-0,1076	<b>0,7598</b>	-0,0105	0,3579
X13	-0,0069	0,2441	<b>0,6919</b>	0,0897	0,2600
X14	0,1499	0,0481	0,0409	0,3948	0,0931
X15	<b>0,9877</b>	0,0166	0,0037	0,0538	0,9979
X16	<b>0,7551</b>	-0,0891	0,2037	0,0278	0,6243
X17	<b>0,9702</b>	0,0141	-0,0458	0,0376	0,9682

Fonte: elaborado pelas autoras.

Desta maneira, observando as correlações entre os fatores e os elementos, pode-se perceber que o fator 1 representa 41,64% da variância total e que está positivamente correlacionado com as variáveis: número de veículos (X4), domicílios com iluminação elétrica (X5), domicílios com água encanada (X7), estabelecimentos de saúde (X11), domicílios com coleta de lixo (X15), domicílios com esgoto a céu aberto (X16), domicílios com lixo acumulado nos logradouros (X17). Assim, pela forma de agregação deste conjunto de variáveis, o fator 1 é chamado de *indicador de pressão urbana* dos municípios do Rio Grande do Sul (quadro 2).

O fator 2, como exposto nas tabelas 1 e 2, caracteriza 12,70% das variações totais e se correlaciona positivamente com as variáveis PIB per capita (X8) e valor adicionado da indústria per capita (X9), por este motivo, este fator é definido como um *indicador de pressão industrial* dos municípios gaúchos.

Já o fator 3 explica 10,19% do total das variações da amostra e está positivamente correlacionado com as variáveis área com floresta nativa ou plantada (X3), estabelecimentos com pastagens naturais (X12) e estabelecimentos com matas/florestas (X13); diante disso, é denominado *indicador de cobertura florestal* (quadro 2).

E, por fim, o fator 4 descreve 8,33% das variações totais dos dados e é positivamente correlacionado com a variável taxa de urbanização (X6) e negativamente correlacionado com a variável valor adicionado da agropecuária per capita (X10); devido a isso, este fator é denominado como *indicador de pressão demográfica*. Sendo assim, acredita-se que a correlação negativa do fator 3 com a variável X10 ocorre devido ao deslocamento do meio rural para o urbano (quadro 2).

Desta forma, para a construção do índice de qualidade ambiental (IQA), foi realizada uma segunda análise fatorial a partir das variáveis: número de veículos (X4), representando a qualidade do ar; área com floresta nativa ou plantada (X3); estabelecimentos com pastagens naturais (X12); estabelecimentos com matas/florestas (X13), representando a composição da cobertura do terreno; domicílios com esgoto a céu aberto (X16) e domicílios com lixo acumulado nos logradouros (X17), representando a situação de saneamento básico.

Para verificar a adequação dos dados amostrais para análise fatorial, foram realizados os testes de esfericidade de Bartlett e o de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO). O teste de Bartlett logrou de uma grandeza de , o que demonstra ser significativo a 1% de nível de significância, validando a hipótese alternativa ( $H_1$ ) de que os dados da amostra são válidos. Além disto, o teste KMO alcançou um valor de 0,6612, o que para Mingoti (2005) representa um valor que exprime boa adequabilidade dos dados para análise fatorial. Desta forma, são expostos, na tabela 2 e no quadro 2, os resultados auferidos pela análise fatorial.

Tabela 2. Fatores, raízes características e variâncias explicadas do IQA

Fatores	Raiz Característica	Proporção de variância explicada	Proporção acumulada de variância explicada
F1	2,55080	0,4251	0,4164
F2	1,63822	0,2730	0,6982

Fonte: elaborada pelas autoras.

Identifica-se na tabela 3 que, pelo critério da raiz característica, foram obtidos 2 fatores que, conjuntamente, explicam 69,82% da variância total dos dados. Além disso, no quadro 3 são expostas as cargas fatoriais e as comunalidades de cada variável após a rotação pelo método *varimax*.

Quadro 3. Cargas fatoriais e comunalidades das variáveis formadoras do IQA

Variável	Cargas Fatoriais		Comunalidade
	Fator 1	Fator 2	
X3	-0,0016	<b>0,7607</b>	0,1799
X4	<b>0,9397</b>	0,0110	0,8237
X12	0,1264	<b>0,7217</b>	0,2166

X13	-0,0197	<b>0,7407</b>	0,1689
X16	<b>0,8423</b>	0,1529	0,5242
X17	<b>0,9523</b>	-0,0412	0,8412

Fonte: elaborado pelas autoras.

É evidenciado, no quadro 3, que o fator 1 representa 42,51% da variância total e que está positivamente relacionado com as variáveis: número de veículos (X4), domicílios com esgoto a céu aberto (X16), domicílios com lixo acumulado nos logradouros (X17). Já o fator 2 constitui 27,30% da variação total dos dados e correlaciona-se positivamente com as variáveis: área com floresta nativa ou plantada (X3), estabelecimentos com pastagens naturais (X12) e estabelecimentos com matas/florestas (X13). Desta maneira, após ser demonstrado o número de fatores e a correlação de cada fator com as respectivas variáveis, foram gerados os escores fatorais de cada fator definido, para a geração do índice de qualidade ambiental, como definido pelas equações 2 e 3.

No que diz respeito ao índice de qualidade ambiental, a pesquisa verificou que o IQA médio do estado é de 0,79, indicando que a qualidade ambiental está 21 pontos abaixo do índice máximo (IQA=1). A cidade que apresentou melhor desempenho foi Canguçu, e a pior foi Porto Alegre. Percebeu-se que 45% dos municípios apresenta IQA superior à média. Os municípios com melhor IQA foram Canguçu (IQA=1), Piratini (IQA=0,98), Encruzilhada do Sul e Triunfo (IQA=0,96), Paverama (0,93), Brochier e Tabai (IQA=0,91), Pinheiro Machado (IQA=0,90) e Montenegro (IQA=0,89). Os piores colocados foram Porto Alegre (IQA=1), Pelotas (IQA=0,57), Canoas (IQA=0,60), Viamão (IQA=0,63), Caxias do Sul (IQA=0,67), São Leopoldo, Alvorada e Uruguaiiana (IQA=0,68), Passo Fundo (IQA=0,69) e Sapucaia do Sul (IQA=0,70). A figura 2 apresenta a distribuição espacial dos municípios pelo índice de qualidade ambiental de cada um.

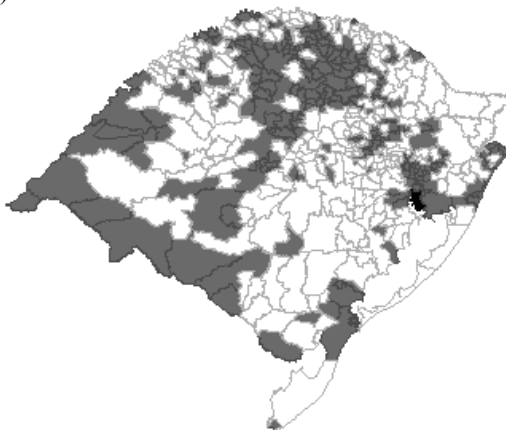
Nota-se que os municípios com maior IQA estão localizados em quase todas as faixas do estado, exceto na maioria dos municípios da fronteira oeste, sul e região nordeste. Porto Alegre, que obteve o pior IQA, está representado como o ponto mais escuro no mapa.

A análise univariada do índice de Moran para o IQA permitiu verificar a heterogeneidade espacial da qualidade ambiental no estado. A figura 3 apresenta o mapa de agrupamentos (*cluster*) para o IQA. O I de Moran global apresentou valor igual a 0,2717, significativo a 1%, sendo que o valor crítico para a amostra é de -0,000202. O resultado indica que há autocorrelação espacial entre os municípios.

Figura 2. Distribuição municipal por IQA

Custom Breaks (.IQA) 1

- < 0.5 (1)
- [0.5, 0.79] (272)
- > 0.79 (223)

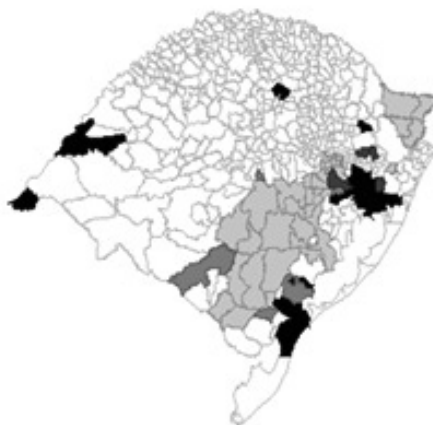


Fonte: elaboração própria.

Figura 3. Mapa de Cluster LISA para o IQA

Mapa Cluster LISA

- Não significativo (437)
- Alto - Alto (37)
- Baixo - Baixo (24)
- Baixo - Alto ( 5)
- Alto - Baixo (4)

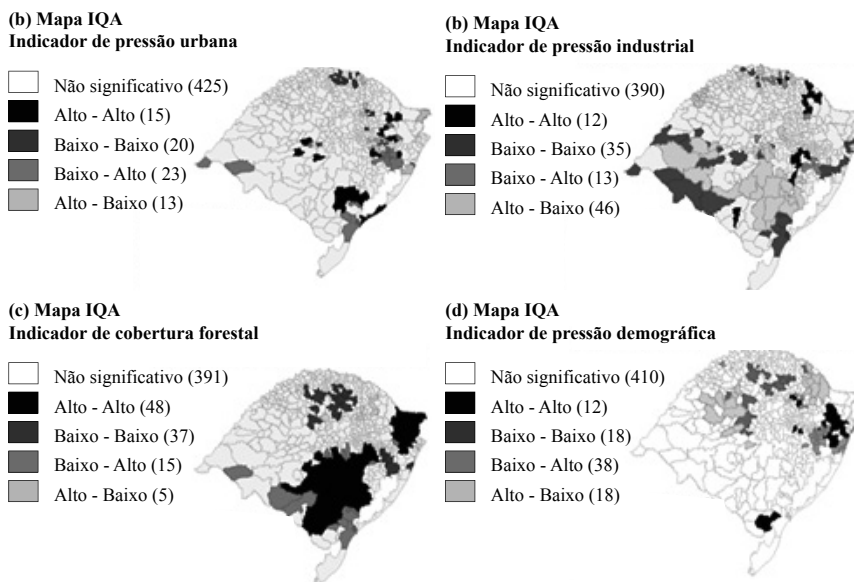


Fonte: elaboração própria.

Percebeu-se que 37 municípios possuem *cluster* do tipo alto-alto, indicando que municípios com alto IQA situam-se próximos de municípios de mesma característica. Já para os 24 municípios integrantes do *cluster* baixo-baixo revelam que as cidades com baixo índice de IQA situam-se próximas a outras com igual característica. Para 9 municípios, há dissimilaridade entre si, ou seja, municípios com alto IQA fazem fronteira com municípios com IQA baixo, e vice-versa.

Para comparar os indicadores encontrados na primeira análise fatorial com o índice de qualidade ambiental, foi utilizado o índice bivariado de Moran. A figura 4 apresenta os resultados.

Figura 4. Índice de Moran bivariado



Fonte: elaboração própria.

A figura 4(a) revela a relação espacial existente entre o IQA e o indicador de pressão urbana. Nota-se que o *cluster* baixo-baixo agrega 20 municípios e está situado, predominantemente, na região norte do estado. Esta região é conhecida por ser predominantemente agrária (COLLE et al., 2017), diga-se, com baixa pressão



urbana. O IQA baixo reflete a composição da cobertura do solo, que é desfavorável à qualidade ambiental. Entretanto, o *cluster* com maior número de municípios é o baixo-alto, indicando que, em 23 municípios, a baixa pressão ambiental reflete em IQA mais elevado.

A relação entre IQA e pressão industrial, figura 4(b), apresentou *cluster* baixo-baixo em 35 municípios, compreendendo áreas de característica agrícola (fronteiras oeste e sul, região norte) e litorânea (sudeste). As características desses municípios representam baixa representação do capital industrial e baixo IQA. Os *clusters* baixo-alto e alto-baixo agregam 59 municípios que se localizam na faixa mais central do estado. A característica predominante destes agrupamentos indica que, quando há forte pressão industrial, o índice de qualidade ambiental tende a ser pequeno; já para cidades em que há baixa pressão industrial, o IQA apresenta valores mais altos, revelando um *trade off* entre as atividades industriais e o meio ambiente.

Na figura 4(c), percebe-se uma relação direta entre o IQA e o indicador de cobertura florestal. Os *clusters* alto-alto e baixo-baixo, somados, agregam 85 municípios, revelando a importância que esse fator tem para a qualidade ambiental do Rio Grande do Sul. O *cluster* que indica maior cobertura florestal e maior IQA incorpora municípios desde a região central até a faixa sul, e boa parte das regiões leste e nordeste, apresentando uma aglomeração bastante consistente de municípios.

Por fim, percebe-se que, na análise de relação espacial entre IQA e indicador de pressão demográfica, figura 4(d), predominam os *clusters* que se relacionam de forma negativa (baixo-alto e alto-baixo), agregando 56 municípios, sendo a maioria situados nas regiões centro-oeste, norte e leste. O fator que determina essa relação inversa é a variável que quantifica o valor adicionado da agropecuária que, aparentemente, implica no comprometimento da qualidade ambiental da região.

## CONCLUSÃO

A atual literatura expõe a existência de uma forte associação entre qualidade ambiental e a qualidade de vida, isso decorre, pois, do fato de que cada vez mais a ação do homem impacta no meio em que vive. Estas ações, degradantes do meio ambiente, geram transtornos tanto para a saúde física do ser humano, quanto para a situação financeira e social. Desta maneira, por exemplo, o mínimo de eficiência

no melhoramento do saneamento básico já pode refletir em melhora nas condições ambientais de uma determinada localidade.

Assim, o objetivo do presente estudo foi formar um índice de qualidade ambiental para os municípios gaúchos, com o intuito de verificar os condicionantes da qualidade do meio ambiente. Como principais constatações, verificou-se que o índice de qualidade ambiental médio do estado do Rio Grande do Sul é classificado como alto, e que os municípios de maior e menor IQA são Canguçu e Porto Alegre, respectivamente.

Foi demonstrada, também, a existência de uma proporcionalidade inversa entre o crescimento da indústria e o nível de qualidade ambiental, uma vez que os municípios que possuíam alta performance industrial detinham também os menores valores de IQA. Essa mesma constatação negativa foi observada na relação entre o indicador de pressão demográfica e a qualidade ambiental dos municípios gaúchos. Portanto, pode-se inferir que o alto desenvolvimento urbano das cidades é o principal fator da piora das condições ambientais no Rio Grande do Sul.

Portanto, a utilização da análise fatorial permitiu a fusão de variáveis semelhantes para a criação de fatores (indicadores), os quais permitiram analisar as características do Rio Grande do Sul, bem como possibilitou a criação de índices municipais de qualidade ambiental (IQA). A análise exploratória de dados espaciais permitiu que pudessem ser realizadas as relações entre o IQA e cada indicador construído, revelando-se uma ferramenta importante para a demonstração empírica das características municipais do estado.

Além disso, o método utilizado nessa pesquisa pode contribuir com a elaboração de políticas públicas que visem à melhora na qualidade ambiental de determinada região, já que poderão ser realizadas tanto sobre as variáveis que compõem o IQA (número de veículos, domicílios com esgoto a céu aberto, domicílios com lixo acumulado nos logradouros, área com floresta nativa ou plantada, estabelecimentos com pastagens naturais e estabelecimentos com matas/florestas) quanto sobre o indicador que apresentar pior desempenho; por exemplo, se municípios do nordeste do estado apresentam autocorrelação negativa entre IQA e atividade agrícola, as políticas deverão ser voltadas a encontrar maneiras de tornar a prática agrícola menos degradante. Já se o problema for diagnosticado nos indicadores industriais, as providências deverão ser tomadas para inibir a capacidade poluidora através de métodos produtivos menos aviltantes ao meio ambiente.

## REFERÊNCIAS

- Anselin, L. (1995). Local Indicators of Spatial Association – LISA. *Geographical Analysis*, 27(2), 93-115.
- Colle, C. A., Hoeckel, P. H. O., Alvim, A. M., & Fochezatto, A. (2017). Distribuição espacial e efeitos de transbordamentos do setor agropecuário no Rio Grande do Sul. Em M. L. Calandro, A. Miebach & A. Mussi Alvim. (Org.). *Inovação, sustentabilidade e desenvolvimento no RS* (pp. 101-116). Porto Alegre: FEE.
- Corrar, L. J., Paulo, E., & Dias Filho, J. M. (2007). Análise multivariada: para os cursos de administração, ciências contábeis e economia. São Paulo: Atlas.
- Di Felice, V., Mancinelli R., Proulx R., & Campiglia E. (2012). A multivariate analysis for evaluating the environmental and economical aspects of agroecosystem sustainability in central Italy. *Journal of environmental management*, 98, 119-126. doi: 10.1016 / j.jenvman.2011.12.015
- Fernandes, E. A., Cunha, N. R. S. & Silva, R. G. (2005). Degradação ambiental no estado de Minas Gerais. *Revista de Economia e Sociologia Rural*, 43(1), 179-198. Disponível em <http://dx.doi.org/10.1590/S0103-20032005000100010>
- Ferreira, M. A., Santos, E. C. & Lima, J. E. (2016). Índice de avaliação ambiental: uma análise a partir de modelos estatísticos multivariados. *Revista Iberoamericana de Economía Ecológica*, 26, 177-190.
- FEE – Fundação de Economia e Estatística. *FEEdados*. Disponível em <http://feedados.fee.tche.br/feedados/>
- French, N., Erickson T., Thelen, B., & Shuchman, R. (2008). *The Environmental Quality Index Approach*. Ann Arbor, Michigan: Michigan Tech Research Institute. Disponível em [http://www.mtri.org/assets/EQI\\_Concepts\\_Final.pdf](http://www.mtri.org/assets/EQI_Concepts_Final.pdf)
- Hammond, A., Adriananse, A., Rodenburg, E., Bryant, D., & Woodward, R. (1995). Environmental indicators: a systematic approach to measuring and reporting an environmental policy performance in the context of sustainable development. Washington: World Resource Institute. Disponível em [http://pdf.wri.org/environmentalindicators\\_bw.pdf](http://pdf.wri.org/environmentalindicators_bw.pdf)
- IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. *Sidra*. Disponível em <http://www.ibge.gov.br>
- Messer, L., Jagai, J., Rappazzo, K., & Lobdell, D. (2014). Construction of an environmental quality index for public health research. *Environmental Health*, 13(1), 39. doi: 10.1186 / 1476-069X-13-39
- Mingoti, S. A. (2005). Análise de dados através de métodos de estatística multivariada: uma abordagem aplicada. Belo Horizonte: Editora UFMG.
- OECD – Organisation for Economic Co-operation and Development (2003). *Environmental Indicators: Development, measurement and use*. Disponível

- em <https://www.oecd.org/env/indicators-modelling-outlooks/24993546.pdf>
- Perman, R., Ma, Y., McGilvray, J., & Common. M. (2003). Disponível em <https://eclass.unipi.gr/modules/document/file.php/NAS247/tselepidis/ATT00106.pdf>
- Rossato, M. V. (2006). *Qualidade Ambiental e Qualidade de Vida nos Municípios do Estado do Rio Grande do Sul*. (Tese de doutorado). Universidades Federal de Viçosa, MG, Brasil.
- Rossato, M. V. & Lima, J. E. (2008). Qualidade Ambiental e Qualidade de Vida nos Municípios do Estado do Rio Grande do Sul: Associação e Diferenças Regionais. *RDE. Revista de Desenvolvimento Econômico*, 10(17), 49-57.
- UNEP – United Nations Environment Programme (2016). *Healthy environment, healthy people*. Thematic report. Nairobi. Disponível em [http://www.pnuma.org/forodeministros/20-colombia/documentos/HEHP\\_draft\\_report\\_CPR.pdf](http://www.pnuma.org/forodeministros/20-colombia/documentos/HEHP_draft_report_CPR.pdf).

© 2018 por los autores; licencia otorgada a la revista *Estudios económicos*. Este artículo es de acceso abierto y distribuido bajo los términos y condiciones de una licencia Atribución-No Comercial 3.0 Unported (CC BY-NC 3.0) de Creative Commons. Para ver una copia de esta licencia, visite <http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3>