



**“Consumo industrial de energia elétrica
nos municípios de Minas Gerais: uma
análise espacial para o ano de 2004”**

Flaviane Souza Santiago
Rafael Morais de Souza

***TD. Mestrado em Economia Aplicada FEA/UFJF
005/2008***

Juiz de Fora
2008

CONSUMO INDUSTRIAL DE ENERGIA ELÉTRICA NOS MUNICÍPIOS DE MINAS GERAIS: UMA ANÁLISE ESPACIAL PARA O ANO DE 2004

Flaviane Souza Santiago

Mestranda em Economia Aplicada FEA/UFJF
Faculdade de Economia e Administração
Universidade Federal de Juiz de Fora

Rafael Morais de Souza

Mestre em Economia Aplicada FEA/UFJF
Professor Substituto do Departamento de Análise Econômica
Faculdade de Economia e Administração
Universidade Federal de Juiz de Fora

RESUMO

O objetivo deste trabalho é analisar o consumo industrial de energia elétrica dos 853 municípios do estado de Minas Gerais para o ano de 2004. Para tanto, utiliza-se da análise exploratória de dados espaciais (AEDE) e da econometria espacial. A aplicação desta metodologia permite identificar algum tipo de regularidade espacial entre estes municípios e definir um modelo econométrico que possa explicar esse consumo. Os resultados revelam que o consumo industrial de energia elétrica é distribuído de forma não aleatória, indicando autocorrelação espacial positiva. *Clusters* de regime espacial alto-alto podem ser encontrados em municípios situados no Triângulo Mineiro e na Região Metropolitana de Belo Horizonte. O modelo econométrico espacial é construído com base nas variáveis sugeridas pela literatura e determinado pelo melhor ajuste dos coeficientes. Os testes apontaram para a utilização de um Modelo de Defasagem Espacial estimado pelo método de Máximo Verossimilhança, em que todas as variáveis utilizadas foram explicativas para a variável dependente a 5% de significância.

Palavras Chaves: Econometria Espacial, Análise Exploratória de Dados Espaciais, Energia Elétrica.

ABSTRACT

The main aim of this article is to analyze the industrial consumption of electric energy from the 853 counties of Minas Gerais on the year of 2004. Therefore it is used exploratory spatial data analysis (ESDA) and spatial econometrics. The application from this methodology allows identify some type of spatial regularity among these counties and define an econometric model that can explain this consumption. The outcome reveals that the industrial consumption of electric energy is distributed of no aleatoric form, revealing positive spatial autocorrelation. High-high clusters could be find at Triângulo Mineiro and Região Metropolitana de Belo Horizonte. The spatial econometric model is built based on the variables suggested by literature and determined at best adjustment from the coefficients. The tests had pointed to the use of a Lag Spatial Model by the method of the Maximum Likelihood which all used variables explained the dependent variable with 5% of significance.

Key Words: Spatial Econometrics, Exploratory Spatial Data Analysis (ESDA), Electric Energy.

Área Temática: Metodologia e Técnicas de Análise Regional.

CONSUMO INDUSTRIAL DE ENERGIA ELÉTRICA NOS MUNICÍPIOS DE MINAS GERAIS: UMA ANÁLISE ESPACIAL PARA O ANO DE 2004

Flaviane Souza Santiago
Rafael Morais de Souza

1 – INTRODUÇÃO

A economia brasileira passou por transformações significativas nos anos 90, dentre elas, o processo de privatização na infra-estrutura. Segundo a União Nacional da Construção (2006), o Brasil ocupa uma posição ruim quando se trata de comparações internacionais acerca do desenvolvimento de infra-estrutura. Especificamente em relação ao setor energético, dados do ano 2000 constataam que a posição que o país ocupa, em relação a 123 outros países, é apenas a 60ª no que respeita à capacidade instalada de geração de energia.

Segundo Mattos *et al* (2005), um dos principais fatores necessários à retomada do crescimento do Brasil é o suprimento adequado de energia. Perobelli *et al* (2006) destacam que a indisponibilidade de energia na economia pode produzir diversos efeitos econômicos negativos, já que este insumo é utilizado amplamente na economia e, de acordo com Machado (2002), as fontes de energia primárias são recursos naturais que tendem à escassez por se degradarem irreversivelmente com o seu uso.

Tendo em vista o supracitado, todo tipo de análise que caracterize o setor energético e que forneça ferramentas para a atuação do gestor ou planejador de políticas públicas acerca do mesmo se torna muito importante, principalmente após a crise de energia elétrica de 2001 que afetou diretamente a indústria e chegou a culminar no fenômeno denominado “racionalização de consumo”. Carneiro (2002) atribui como causa principal deste racionamento, o declínio significativo ocorrido dos investimentos no setor de energia elétrica nos anos 90. Este fenômeno aumentou as preocupações da sociedade brasileira quanto a como garantir o suprimento normal de energia no futuro.

Após a crise energética de 2001, os agentes econômicos que atuam no setor de energia (órgãos de planejamento governamental, agências regulatórias e empresas fornecedoras) tomaram algumas medidas, como a intensificação nas pesquisas, com o objetivo de aumentar a eficiência técnica e utilizar fontes alternativas de energia, além da ampliação de programas e campanhas de conservação de energia e buscas de aperfeiçoamento do aparato regulatório (PEROBELLI *et al*, 2006).

No que se refere ao setor de energia elétrica, foi elaborado um plano decenal cujo objetivo era a ampliação da capacidade de geração do setor. De acordo com Torres e Almeida (2003) seria necessário que, para que houvesse o suprimento adequado deste tipo de energia, agentes privados e públicos participassem em diversas frentes, cada qual em seu papel (investimentos por parte dos agentes privados e políticas de desenvolvimento, e questões inerentes ao planejamento da expansão, à regulação, à concessão e ao licenciamento ambiental do setor por parte dos agentes públicos).

A energia elétrica tem ocupado posição de destaque dentre as fontes de energia consumidas pela classe Industrial. Especificamente em relação ao consumo industrial de energia elétrica, a literatura brasileira não possui trabalhos que utilizam da análise exploratória de dados espaciais e da econometria espacial, por isso, com o objetivo de definir um modelo econométrico espacial a ser construído para o consumo industrial de energia elétrica do estado de Minas Gerais, foi realizada uma revisão na literatura de trabalhos já realizados em nível nacional e regional que contemplassem quaisquer variáveis que explicativas para o tema em questão. Ou seja, buscaram-se identificar quais variáveis podem influenciar no consumo industrial de energia elétrica.

De acordo com Mattos (2004) grande parte dos trabalhos na área de energia elétrica, trata especificamente da demanda e trabalha com elasticidade. Isso se dá devido ao fato desta permitir medir a sensibilidade da quantidade demandada de um bem ou serviço ou de um fator de produção em relação a alterações nas variáveis relacionadas da demanda. Alguns exemplos podem ser citados: Modiano (1984) estimou a demanda para o Brasil, para os três setores: industrial, residencial e comercial, para o período de 1963 a 1981. Já Andrade e Lobão (1997) estimaram a demanda de energia elétrica residencial no Brasil, para o período de 1963 a 1995. Schmidt e Lima (2004) estimaram a demanda para os três setores, a partir de dados anuais referentes ao período de 1969/1999. Com relação a Minas Gerais, Mattos (2004) estudou os possíveis efeitos que as alterações nas tarifas e na renda dos consumidores teriam sobre a evolução no consumo da energia elétrica no estado de Minas Gerais, para as classes Comercial, Industrial e Residencial.

Na literatura de modo geral, a demanda correspondente às principais classes de consumo (residencial, comercial e industrial) é influenciada, em cada uma das classes, principalmente pelo nível de renda, preço médio das tarifas e estoque de equipamentos elétricos. Recentemente, variáveis explanatórias têm sido incluídas a muitos destes modelos, tais como o número de consumidores, as quantidades exportadas (para o caso do consumo industrial), o preço do fator de um bem substituto da energia elétrica (e.g. óleo combustível na demanda industrial) e a variável dependente defasada¹.

A metodologia utilizada, em sua maioria, é representada por uma função logarítmica do tipo Cobb-Douglas, estimada em alguns trabalhos por Mínimos Quadrados Ordinários (MQO) ou Mínimos Quadrados em Dois Estágios (MQ2E). Entretanto, a maioria dos trabalhos utiliza os Modelos Vetoriais Auto-Regressivos com Correção de Erro (VAR/VEC), devido a possíveis correlações entre o termo de erro e variáveis endógenas, o que inviabilizaria o uso do MQO. As obras de Modiano (1984), Andrade e Lobão (1997), Schmidt e Lima (2004), Garcez e Ghirardi (2003), Mattos (2004), Siqueira *et al* (2006), fazem uma discussão mais detalhada da literatura relacionada com a demanda de energia elétrica setorial (residencial, comercial e industrial) e o leitor é referido essas obras para mais detalhes.

Assim, este artigo visa analisar, especificamente, o consumo industrial médio de energia elétrica nos 853 municípios de Minas Gerais. Para tanto, é utilizada a análise exploratória de dados espaciais com o intuito de tentar identificar algum tipo de regularidade espacial entre estes municípios e a econometria espacial com o objetivo de definir um modelo que possa explicar este consumo.

O delineamento deste trabalho está disposto da seguinte forma: além desta introdução, a seção 2, apresenta a caracterização do consumo de energia elétrica industrial em Minas Gerais. A seção seguinte explica a metodologia e o tratamento dos dados deste trabalho. Na seção 4, o eixo de discussão está pautado nos resultados da análise exploratória de dados espaciais. Na seção 5, é definido um modelo econométrico espacial. Por fim, são apresentadas as conclusões finais do trabalho.

2 – CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA INDUSTRIAL EM MINAS GERAIS

O estado de Minas Gerais exerce grande influência no consumo de energia elétrica do país. No ano de 2005, o consumo atingiu 31,3 milhões de tep², valor equivalente a 14,3% do consumo total de energia nacional, colocando-o na posição de segundo maior consumidor de energia elétrica do Brasil. No período 1978-2005, a taxa de crescimento da demanda de energia foi de 2,7% ao ano, enquanto a taxa brasileira foi de 2,8%. (CEMIG, 2006).

Nesse período o consumo de energia elétrica em Minas Gerais foi marcado por três momentos. Entre 1978 a 1980, sua matriz energética apresentou alto desempenho, registrando uma taxa de expansão de

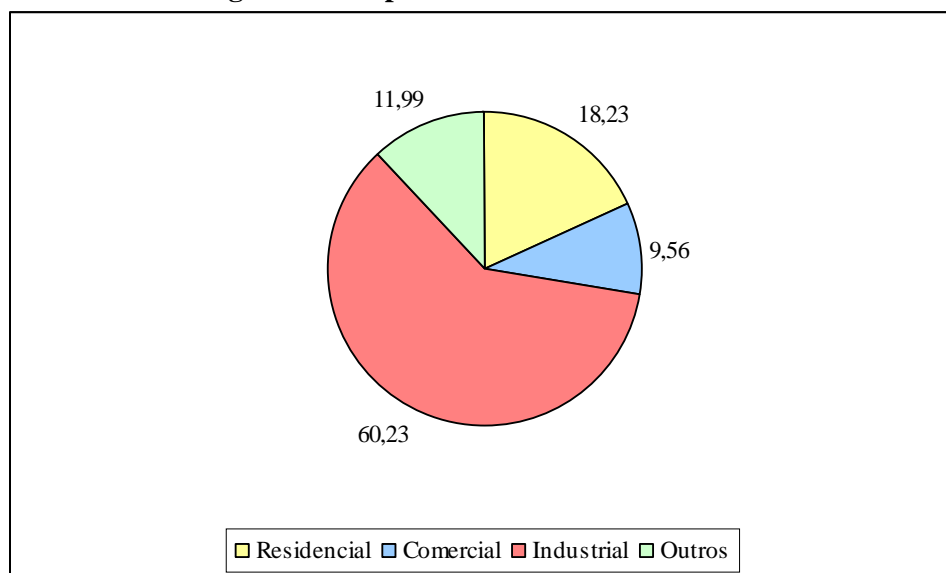
¹ Segundo Garcez e Ghirardi (2003) a inclusão da variável defasada indica que o consumo passado influi na quantidade presente demandada de eletricidade.

² O termo tep indica um fator de conversão, significando tonelada equivalente de petróleo.

7,7% ao ano, enquanto em termos nacionais havia um crescimento de 4,2%. A recessão econômica, no início dos anos oitenta, gerou um grande impacto no setor elétrico, tendo como conseqüências uma queda de 8,1% no consumo de energia mineira, e de 4,1% no consumo nacional, em 1981. Nos anos entre 1981 a 1989, o consumo estadual recuperou-se, apresentando um crescimento médio anual de 5,3%. Em 1990 ocorreu uma queda de 6% e somente em 1997 a demanda de energia volta a superar o valor alcançado em 1989. De 2000 a 2005, a taxa média anual de expansão da demanda de energia foi de 3% e o crescimento médio do PIB mineiro foi de 2,4% ao ano, indicando que a taxa de elevação da demanda de energia elétrica encontrou-se superior ao crescimento da produção em Minas. Vale ressaltar que em 2001 ocorreu o racionamento, que influenciou bastante o consumo de energia levando a uma redução de 1% em relação a 2000. Já em 2005 verifica-se uma elevação anual na taxa de 1,2% (CEMIG, 2006).

Analisando o consumo de energia elétrica por setor, verifica-se que o setor industrial ocupa um importante papel no consumo, com participação de 60,23% do total, seguido pelo consumo residencial com 18,23%, como pode ser observado no Gráfico 1. Conforme MATTOS (2004), essa participação no consumo de energia foi menor que 60% somente no período de 1996 a 2001 tendo seu nível mínimo em 1999, com 57,8% do consumo estadual

Gráfico 1 – Consumo de Energia Elétrica por Setor no Estado de Minas Gerais no Ano de 2004 (%)



Fonte: Ministério das Minas e Energia (2008)

3 – METODOLOGIA³ E BASE DE DADOS

3.1 – Base de Dados e Especificação do Modelo

Esta seção está dividida da seguinte forma: 1º) é apresentado o tratamento dos dados utilizados neste trabalho; 2º) são apresentadas as matrizes de pesos espaciais adotadas e 3º) é apresentada a metodologia utilizada neste trabalho, referente à análise exploratória de dados espaciais e à econometria espacial.

3.1.1 Base de Dados

Os dados utilizados são do tipo seção cruzada (*cross-section*) para os municípios de Minas Gerais. Assim, o tamanho da amostra é composto por 853 observações para o ano de 2004. A escolha da desagregação regional por municípios deve-se ao fato dos dados de consumo de energia elétrica estarem disponíveis para esse nível geográfico, fazendo com que toda a base de dados fosse determinada para tal

³ Para maiores detalhes ver ALMEIDA (2007).

desagregação regional. Em função da necessidade dos dados serem a níveis municipais, encontram-se limitações quanto à disponibilidade de certas séries.

O consumo industrial de energia elétrica (em KW/H) é a variável dependente. As variáveis pré-determinadas são: 1) o PIB industrial que representa uma *proxy* para o nível de renda do setor industrial a preços de mercado (mil R\$). Segundo Mattos (2004) e Siqueira *et al* (2006), a renda dos consumidores influencia no consumo de energia elétrica positivamente, pois, quando há um aumento nessa variável mantendo-se as demais variáveis constantes, ocorre aumento do consumo de energia; 2) o número de consumidores de energia elétrica da classe industrial que é utilizado, assim como em Mattos (2004) e, como uma *proxy* para o estoque de equipamentos elétricos e, por sua vez apresenta uma relação positiva com a variável dependente e; 3) as exportações, que são apontadas como justificativa para o aumento observado no consumo de industrial de energia elétrica em determinados momentos da economia brasileira (ELETROBRÁS, 2002 e ELETROBRÁS, 2003).

Na análise representada neste trabalho, todas as variáveis, são utilizadas na forma intensiva ou espacialmente densas, pois variáveis absolutas podem ser passíveis de erros. Assim, todas são divididas pelo número de indústrias no município, representando assim, uma média industrial para cada variável em análise.

Todos os dados utilizados foram coletados no Índice Mineiro de Responsabilidade Social da Fundação João Pinheiro⁴ (2005) e são relativos ao ano de 2004, com exceção do número de indústrias por município e do PIB industrial que são referentes ao ano de 2003.

3.1.2 O Modelo Econométrico Espacial

Com o objetivo de verificar as tendências do consumo industrial de energia elétrica, este trabalho utilizará um modelo na forma funcional do tipo *log-log*, que é representado pela seguinte identidade básica:

$$\ln(CONS)_i = \beta_0 + \beta_1 \ln(PIBI)_i + \beta_2 \ln(NCE)_i + \ln(EXNI) + \varepsilon_i \quad (1)$$

Onde: $\ln(CONS)_i$ corresponde ao consumo industrial de energia elétrica (KW/H) dividido pelo número de indústrias do município i ; β é o coeficiente fixo; $\ln(PIBI)_i$ é o PIB industrial dividido pelo número de indústrias do município i ; $\ln(NCE)_i$ é o número de consumidores de energia elétrica na classe Industrial dividido pelo número de indústrias do município i ; $\ln(EXNI)_i$ corresponde às exportações dividido pelo número de indústrias do município i ; ε_i é o termo de erro aleatório.

Os parâmetros estimados da forma funcional *log-log* são entendidos como elasticidades. Um problema comum que ocorre quando utiliza-se o modelo *log-log*, é o fato das variáveis assumirem valores nulos (zero) na amostra. Alguns municípios de Minas Gerais *não* apresentam cultura exportadora. Com isso, tem-se à impossibilidade de obtermos o logaritmo de valores nulos (zero), podendo inviabilizar a estimação pela forma funcional *log-log*. Para contornar o problema, existem duas sugestões conhecidas e praticadas na literatura: 1) descartar as observações em que tal fato ocorre, ou 2) substituir por valores próximos de zero. Como este trabalho trabalha com o contexto espacial, não se podem destacar municípios, dessa forma, será adotada a segunda sugestão.

3.2 – Determinação da Matriz de Pesos Espaciais

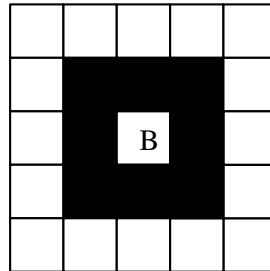
Antes de aplicar a técnica da análise exploratória de dados espaciais é preciso definir uma matriz de pesos espaciais (W), que tem por objetivo captar todas as interações no espaço. A matriz de pesos é a forma de

4 Não havia dados mais atuais disponíveis para essa variável.

expressar a estrutura espacial dos dados e é o ponto inicial para qualquer teste estatístico ou modelo. Há a possibilidade de se trabalhar com um grande número de matrizes de peso dispostas na literatura. Neste trabalho são utilizadas as matrizes de contigüidade rainha e torre e a matriz dos k vizinhos mais próximos.

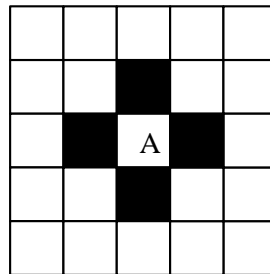
A representação da matriz de pesos rainha é descrita na Figura 1, em que todas as fronteiras com extensão diferente de zero e todos os vértices são definidos como contíguos. Já a representação da matriz de pesos torre é feita na Figura 2 e leva em conta para a definição de contigüidade, apenas as fronteiras físicas com extensão diferente de zero.

Figura 1 – Matriz de Pesos Rainha



Fonte: elaboração própria do autor.

Figura 2 – Matriz de Pesos Torre



Fonte: elaboração própria do autor.

A idéia de grande círculo entre os centros das regiões é utilizada para a matriz de pesos espaciais dos k vizinhos mais próximos. Segundo Perobelli *et al* (2005), a forma da matriz de pesos espaciais é a seguinte:

$$\begin{cases} w_{ij}(k) = 0 & \text{se } i = j \\ w_{ij}(k) = 1 & \text{se } d_{ij} \leq D_i(k) \text{ e } w_{ij}^*(k) = w_{ij}(k) / \sum_j w_{ij}(k) \text{ para } k = 1, 2, \dots, n \\ w_{ij}(k) = 0 & \text{se } d_{ij} > D_i(k) \end{cases} \quad (2)$$

Onde: d_{ij} é a distância, medida pelo grande círculo, entre os centros da regiões i e j . $D_i(k)$ é um valor crítico que define o valor de corte, ou seja a distância máxima para considerar regiões vizinhas à região i .

3.3 – Análise Espacial

Com a finalidade de analisar o consumo industrial médio de energia elétrica no estado de Minas Gerais e assim tentar identificar algum tipo de regularidade espacial (*clusters*) é utilizada a análise exploratória dos dados espaciais (AEDE) que está baseada nos aspectos espaciais da base de dados. Segundo Gonçalves (2005, p. 11) “a análise exploratória de dados espaciais é útil para descrever distribuições espaciais, revelando padrões espaciais (*clusters espaciais*), regimes espaciais ou outras formas de instabilidade

espacial (não-estacionariedade) e observações atípicas (outliers)”. De acordo com Anselin (1998), há a possibilidade de extrair medidas de autocorrelação espacial e autocorrelação local através deste método.

3.3.1 – Autocorrelação Espacial Global

Uma primeira aproximação no estudo espacial é verificar a intensidade da dependência espacial, ou seja, descobrir se os dados estão autocorrelacionado no espaço. Para tanto, utilizam-se as estatísticas globais – I de Moran, c de Geary e G de Getis-Ord – de autocorrelação espacial.

3.3.1.1 – I de Moran

A estatística I de Moran fornece o grau de associação linear entre os valores observados e a média ponderada dos valores da vizinhança. Este coeficiente tem um valor esperado (média teórica) de $E(I) = -[1/(n-1)]$. Valores de I maiores que o valor esperado, significa que existe autocorrelação espacial positiva, ou seja, existe semelhança entre os valores do atributo em análise e sua localização espacial. Já os valores do I de Moran abaixo do valor esperado, indicam autocorrelação espacial negativa, existindo assim, dissimilaridade entre os valores do objeto de estudo e a localização espacial desse atributo. Segundo Anselin (1995), a estatística I de Moran pode ser expressa pela seguinte equação:

$$I_t = \left(\frac{n}{S_o} \right) \left(\frac{z_t' W z_t}{z_t' z_t} \right) \quad t = 1, \dots, n \quad (3)$$

Em que: z_t é o vetor de n observações para o ano t na forma de desvio em relação à média. W é a matriz de pesos espaciais em que os elementos w_{ij} indicam a forma como a região i está espacialmente conectada com a região j . O termo S_o é um escalar igual à soma de todos os elementos de W .

Quando há a normalização na linha da matriz de pesos espaciais, em outras palavras, quando $n = S_o$, temos:

$$I_t = \left(\frac{z_t' W z_t}{z_t' z_t} \right) \quad t = 1, \dots, n \quad (4)$$

De acordo com Gonçalves (2005), o I de Moran revela a tendência geral de agrupamento de dados, caracterizando assim, uma medida global. Portanto, este indicador, é ineficaz para revelar padrões locais de associação espacial, ou seja, a estrutura regional de autocorrelação espacial.

3.3.1.2 – c de Geary

A estatística c de Geary é uma outra medida de autocorrelação espacial global que foi proposta por Geary no ano de 1954. Tal estatística pode ser determinada da seguinte maneira:

$$c = \frac{n-1}{2} \frac{\sum_i \sum_j w_{ij} (y_i - y_j)^2}{\sum_i (y_i - \bar{y})^2} \quad (5)$$

Em que: n é o número de observações; w_{ij} representa um elemento da matriz de pesos espaciais; y_i é o valor observado de uma variável na região i e y_j é o valor observado da variável na região j .

O valor do c de Geary situa-se entre 0 e 2, e tem um valor esperado teórico de 1. Valores deste índice menores que 1 indicam autocorrelação espacial positiva e valores deste índice acima de 1 indicam autocorrelação espacial negativa.

3.3.1.3 – G de Getis-Ord

Outra medida de associação espacial global foi proposta por Getis e Ord no ano de 1992 e é expressa da seguinte forma:

$$G = \frac{\sum_i \sum_j w_{ij}(d) y_i y_j}{\sum_i \sum_j y_i y_j} \quad (6)$$

Em que: w_{ij} representa um elemento da matriz de pesos espaciais; (d) representa que a matriz de pesos espaciais deve ser de pesos binários e simétricos; y_i é o valor observado de uma variável na região i e y_j é o valor observado da variável na região j .

Valores da estatística G positivos indicam que uma região com elevados valores para a variável em estudo é vizinha de regiões que também apresentam elevados valores para a mesma variável. Em contrapartida, valores da estatística G negativos indicam que uma região com baixos valores para a variável em estudo é vizinha de regiões que também tem baixos valores para a mesma variável.

3.3.2 – Autocorrelação Espacial Local

As estatísticas com padrões globais fornecem associação linear espacial onde os conjuntos dos dados estão agrupados, dispersos ou distribuídos aleatoriamente, não sendo possível revelar padrões locais de associação espacial, ou seja, a estrutura regional de autocorrelação espacial (PEROBELLI, 2006). Para captar autocorrelações espaciais locais, que podem estar ocultadas na metodologia global, utiliza-se as estatísticas G_i local e I de Moran local.

3.3.2.1 – Estatísticas do I de Moran Local

Para a verificação da correlação espacial local, se faz necessário, o uso de outras três ferramentas, que são: o diagrama de dispersão de Moran, o mapa de *clusters* e os indicadores locais de associação espacial. (LISA).

O diagrama de dispersão de Moran, segundo Anselin (1995), identifica a tendência geral de associação por meio da correlação linear entre Wz , que são os valores da variável de interesse defasados espacialmente e z , que são os valores observados em cada unidade espacial.

O diagrama também apresenta as tendências locais que são representadas por cada ponto do interior do mesmo. Através do diagrama é possível observar valores discrepantes (*outliers*), que são pontos distantes em relação à tendência central, ou seja, destoantes em relação às outras observações. A análise do diagrama também possibilita a observação de pontos de alavancagem (*leverage points*⁵), que são os pontos que exercem grande influência sobre a tendência central. Esses pontos podem ter efeitos espúrios sobre a autocorrelação espacial.

⁵ Segundo Varga (1998), se a reta de regressão apresentar inclinação positiva, os pontos localizados a mais de dois desvios-padrões do centro nos quadrantes superior direito e no inferior esquerdo são classificados como pontos de alavancagem.

Segundo Anselin (1995), o diagrama de dispersão de Moran é dividido em quatro quadrantes que correspondem a quatro padrões diferentes, que possibilitam classificar as associações espaciais entre os municípios e seus respectivos vizinhos. Estes quadrantes são:

- Primeiro quadrante: localiza-se no canto superior direito e é chamado de padrão Alto-Alto (AA). Caracteriza municípios que apresentam elevados valores para a variável em análise, circundados por vizinhos que também possuem elevados valores para a mesma variável;
- Segundo quadrante: localiza-se no canto superior esquerdo e é chamado de padrão Baixo-Alto (BA). Caracteriza municípios que apresentam baixos valores e são circundados por vizinhos que apresentam elevados valores;
- Terceiro quadrante: localiza-se no canto inferior esquerdo e é chamado de padrão Baixo-Baixo (BB). Caracteriza municípios que apresentam baixos valores e são circundados por vizinhos que também apresentam baixos valores;
- Quarto quadrante: localiza-se no canto inferior direito e é chamado de padrão Alto-Baixo (AB). Caracteriza municípios que apresentam elevados valores e são circundados por vizinhos que apresentam baixos valores.

Os municípios que apresentam padrões AA e BB têm associação espacial positiva e formam *clusters* de valores similares e os municípios que apresentam padrões BA e AB, apresentam associação espacial negativa. A fim de melhor visualizar os quatro quadrantes do gráfico de dispersão de Moran é utilizado, neste trabalho, o mapa de *clusters*.

Os indicadores LISA são usados para indicar a medida do grau de significância do agrupamento espacial. A soma destes indicadores para todos os municípios é proporcional ao indicador de autocorrelação de espaço global. Este indicador é representado pela seguinte expressão:

$$I_i = \frac{(x_i - \mu_i)}{m_o} \sum_j w_{ij} (x_j - \mu_i) \quad \text{com } m_o = \frac{(x_i - \mu_i)^2}{n} \quad (7)$$

Em que: x_i é a observação de uma variável de interesse na região i , μ_i é a média das observações entre as regiões t e, para o cálculo de j , somente os valores vizinhos mais próximos são incluídos.

3.4 – Econometria Espacial

Neste trabalho, é utilizada a econometria espacial com o intuito de implementar a especificação, a estimação e o teste de hipóteses para um modelo que explique o consumo industrial de energia elétrica para os municípios de Minas Gerais, tendo em vista a dependência espacial e a heterogeneidade espacial dos agentes.

Florax *et al* (2002) propõem uma metodologia para a identificação de um modelo econométrico através da análise dos testes clássicos e robustos para a autocorrelação. Essa metodologia prevê a utilização dos seguintes passos:

- 1º) Fazer a estimação do modelo clássico de regressão linear através dos Mínimos Quadrados Ordinários;
- 2º) Testar a hipótese nula de ausência de autocorrelação espacial por meio das estatísticas do multiplicador de Lagrange para a defasagem espacial (ML_ρ) e para o erro espacial (ML_λ);

3º) Caso os testes não sejam significativos estatisticamente, é mais apropriado que se utilize o modelo clássico. Caso contrário deve-se proceder ao próximo passo;

4º) Caso ambos sejam significativos estatisticamente, deve ser estimado o modelo apontado como o mais significativo de acordo com as versões robustas dos testes multiplicadores de Lagrange (ML^*_λ e ML^*_ρ). Caso ML^*_λ seja maior que ML^*_ρ , deve ser utilizado o modelo de erro auto-regressivo espacial. Caso ML^*_ρ seja maior que ML^*_λ , deve ser utilizado o modelo de defasagem espacial. Caso contrário deve-se proceder ao próximo passo;

5º) Se o teste ML^*_ρ for significativo e o teste ML^*_λ não o for, deve-se adotar o modelo de defasagem espacial. Caso contrário deve-se proceder ao próximo passo;

6º) Se o teste ML^*_λ for significativo e o teste ML^*_ρ não o for, deve-se adotar o modelo de erro auto-regressivo espacial. Caso contrário deve-se proceder ao próximo passo;

7º) Se ambos os testes multiplicadores de Lagrange robusto forem significativos, deve ser adotado o modelo de defasagem espacial com erro auto-regressivo espacial.

3.4.1 Modelo de Defasagem Espacial⁶

Neste modelo a dependência espacial é considerada como sendo criada pela interação atual entre as unidades geográficas, por isso utiliza-se um termo para capturar um provável efeito de vizinhança e, pode ser expresso da seguinte forma:

$$y = \rho Wy + X\beta + \varepsilon \quad (8)$$

Em que: Wy é um vetor ($n \times 1$) de defasagens espaciais para a variável dependente, ρ é um coeficiente de defasagem espacial (um escalar).

O objetivo deste método é usar um conjunto de instrumentos para a defasagem espacial da variável dependente (Wy) que apresentam duas propriedades. O primeiro refere-se à necessidade desses instrumentos estarem correlacionados com Wy e o segundo, o conjunto de instrumentos não pode estar correlacionado com o termo de erro. Quando não há a inserção de Wy no modelo de defasagem espacial, há uma falha de especificação da mesma natureza do que a omissão de variável relevante. (ANSELIN, 1988).

4 – ANÁLISE DE RESULTADOS

Utilizando-se da metodologia explicitada na seção 3, esta seção irá analisar a distribuição espacial do consumo industrial médio de energia elétrica para os 853 municípios de Minas Gerais e identificar regimes espaciais ou *clusters* deste consumo. Esta análise está disposta da seguinte maneira: 1º) escolha da melhor matriz de pesos espaciais a ser utilizada nas análises; 2º) apresentação das estatísticas de autocorrelação espacial global; 3º) construção do diagrama de dispersão de Moran que mostra a tendência geral de associação espacial; 4º) construção do mapa de dispersão de Moran que possibilita a visualização de cada ponto do diagrama de dispersão e 5º) apresentação dos indicadores locais de associação espacial para indicar a medida do grau de significância do agrupamento espacial.

⁶ Nesta metodologia só é explicitado o modelo de defasagem espacial, pois, no caso deste trabalho, os testes apontam para a utilização do mesmo.

4.1 – Procedimento de Escolha da Matriz de Pesos Espaciais

Com base nos conceitos de matriz de contigüidade binária (rainha e torre) e de matriz distância para os k vizinhos mais próximos (neste caso, 5, 10 e 15 vizinhos), inicia-se a análise com o foco na escolha da melhor matriz de pesos. Para tanto, utiliza-se o procedimento de Baumont *et al* (2002), que consiste em utilizar a matriz que apresenta a maior estatística I de Moran.

Os valores das estatísticas I de Moran para as matrizes testadas podem ser observados na Tabela 1. Todas as matrizes são estatisticamente significativas a 5% de significância. As matrizes de contigüidade binárias rainha e torre apresentaram maiores valores para a estatística I de Moran em relação às matrizes de distância. Optou-se então pela matriz rainha para a construção dos dados seguintes, dado que a mesma apresenta o maior valor para I de Moran.

Tabela 1 – Resultados Obtidos pelo Procedimento da Melhor Matriz de Pesos Espaciais

Matriz de Peso Espacial	Valor	Média	Desvio	Z	P-valor
Rainha	0,1415	-0,0010	0,0210	6,7883	0,0000
Torre	0,1377	-0,0010	0,0212	6,5340	0,0000
5 vizinhos mais próximos	0,0530	-0,0010	0,0120	4,5162	0,0000
10 vizinhos mais próximos	0,0371	-0,0010	0,0071	5,3469	0,0000
15 vizinhos mais próximos	0,0281	-0,0010	0,0048	6,0557	0,0000

Fonte: Elaboração própria com base no programa SpaceStat.

4.2 Estatísticas de Autocorrelação Espacial Global Univariada

Tendo sido definida a matriz de peso, devem-se buscar representações e testes que revelem se os dados estão relacionados espacialmente, ou seja, verificar se os dados são autocorrelacionados espacialmente. Para tanto, deve ser realizado os cálculos das estatísticas I de Moran, c de Geary e G de Getis-Ord.

Por meio da Tabela 2 é possível observar que: o valor do I de Moran encontrado é de 0,1415, da estatística c de Geary é de 0,8146 e o G de Getis-Ord é de 0,0744 (todos os valores indicam autocorrelação espacial positiva segundo seus critérios de decisão apresentados na seção 3.3.1). As estatísticas apresentadas são estatisticamente significativas a 5% de significância sob o pressuposto da permutação.

Este resultado descreve similaridade entre o atributo em análise para os municípios mineiros, isto é, no geral, os municípios com elevado consumo industrial médio de energia elétrica industrial estão rodeados por vizinhos que apresentam também um elevado consumo, assim como municípios com baixo consumo industrial de energia elétrica tendem a ser vizinhos de municípios com baixo consumo para o mesmo atributo.

Tabela 2 – Testes de Autocorrelação Espacial Global

Estatística	Valor	Média	Desvio	Z	P-valor
I de Moran	0,1415	-0,0010	0,0210	6,7883	0,0000
C de Geary	0,8146	1,0000	0,0236	-7,8314	0,0000
G de Getis-Ord	0,0744	0,0070	0,0159	4,2468	0,0000

Fonte: Elaboração própria com base no programa SpaceStat.

Nota: Para verificar a significância estatística deste teste é utilizado o pressuposto da permutação.

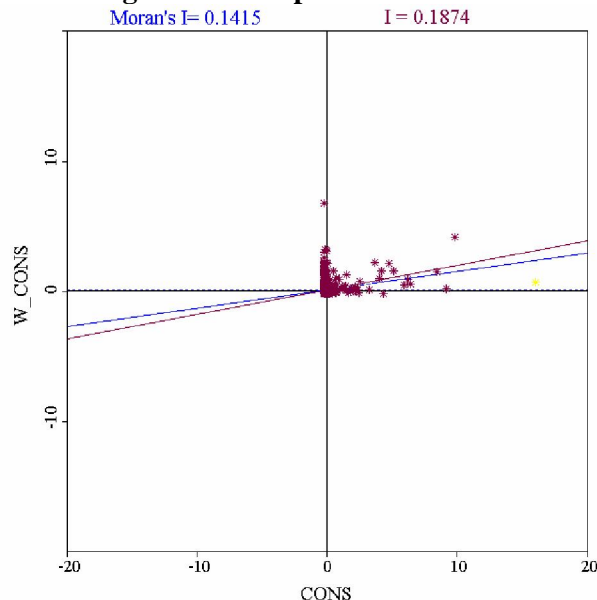
4.3 Diagrama de Dispersão de Moran

O valor do I de Moran representa o coeficiente angular da reta de regressão da defasagem espacial do consumo industrial médio de energia elétrica contra a própria variável, estimados por mínimos quadrados

ordinários. A dispersão dos pontos resultantes dessa regressão pode ser observada pelo diagrama de dispersão de Moran (Figura 3), em que as variáveis plotadas estão padronizadas, o que equivale a dizer que o valor nulo representa a média e as unidades do diagrama denotam desvios-padrões.

Para conferir maior robustez à análise, um ponto que foi detectado como ponto de alavancagem (Betim) foi excluído da análise (ponto amarelo da Figura 3). É possível observar que o I de Moran continua indicando autocorrelação espacial positiva com o valor de 0,1874.

Figura 3 – Diagrama de Dispersão de Moran Univariado



Fonte: Elaboração própria com base no programa GeoDA.

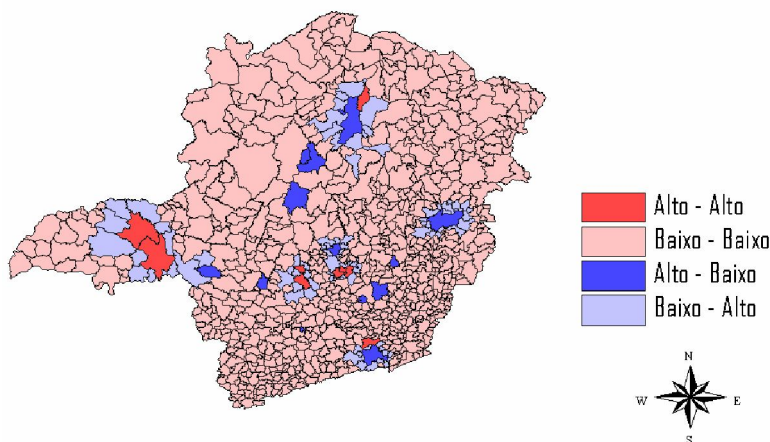
Notas: utilizando a matriz de peso Rainha;

CO – consumo industrial de energia elétrica em 2004;

W_CO – defasagem espacial do consumo industrial de energia elétrica em 2004

Os pontos apresentados no diagrama de dispersão de Moran (Figura 3) podem ser mapeados no Mapa de Dispersão de Moran (Figura 4), onde são observados todos os padrões espaciais que a variável assume nos municípios mineiros. É possível observar que os municípios de Minas Gerais, em sua maioria, formam *clusters* de padrão Baixo-Baixo. Os *clusters* de padrão alto-alto se encontram, principalmente, em municípios do Triângulo Mineiro, Região Metropolitana de Belo Horizonte e nos municípios de Santos Dumont e Capitão Enéas. Os municípios de Santos Dumont (localizado na Zona da Mata) e de Capitão Enéas (localizado no Norte de Minas) têm grande parte de seu consumo de energia elétrica composta pelo setor industrial, sendo que neste último, mais de 95% do consumo total é realizado pelo setor industrial. Deve se destacar que os resultados do mapa de dispersão de Moran não apresentam significância estatística.

Figura 4 – Mapa de Dispersão de Moran para o Consumo Industrial Médio de Energia Elétrica



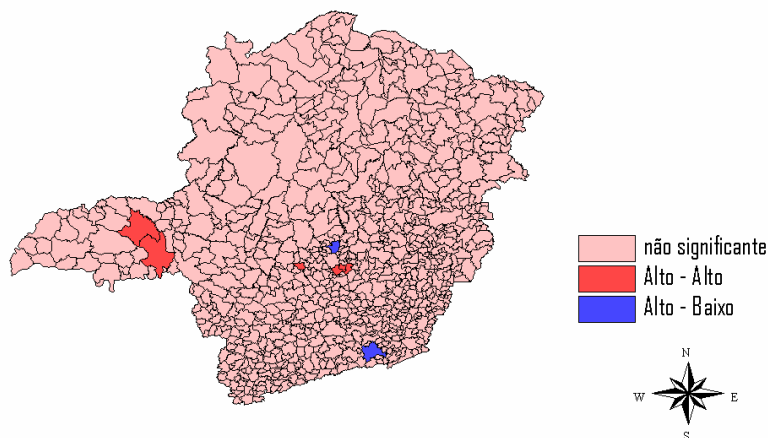
Fonte: Elaboração própria com base no programa ArcView.
Nota: Mapa elaborado com base na matriz de contigüidade rainha.

4.4 – Estatísticas de Autocorrelação Espacial Local (LISA)

Esta seção tem por objetivo captar padrões de associação local de autocorrelação espacial estatisticamente significativos (ocultados pelas estatísticas de autocorrelação global), que podem ser calculadas pela estatística *I* de Moran local – conhecida como “*Local Indicator of Spatial Association (LISA)*”⁷. Os indicadores locais de associação espacial são observados através da análise dos mapas de *clusters* e seus respectivos níveis de significância (ver Figuras 5 e 6, respectivamente). *Clusters* persistentes a este nível de significância merecem maior atenção (PEROBELLI, 2006).

Aplicando esta estatística para o consumo industrial de energia elétrica observa-se que todos os municípios significativos, do ponto de vista estatístico, possuem o padrão espacial Alto-Alto ou Alto-Baixo. Os municípios de padrão Alto-Alto encontram-se localizados no Triângulo Mineiro (Uberaba e Uberlândia) e na Região Metropolitana de Belo Horizonte (Belo Horizonte, Betim, Contagem e Nova Serrana). Já os municípios de padrão Alto-Baixo significativos estatisticamente são Juiz de Fora (localizada na Zona da Mata) e Sete Lagoas (localizado na Região Central).

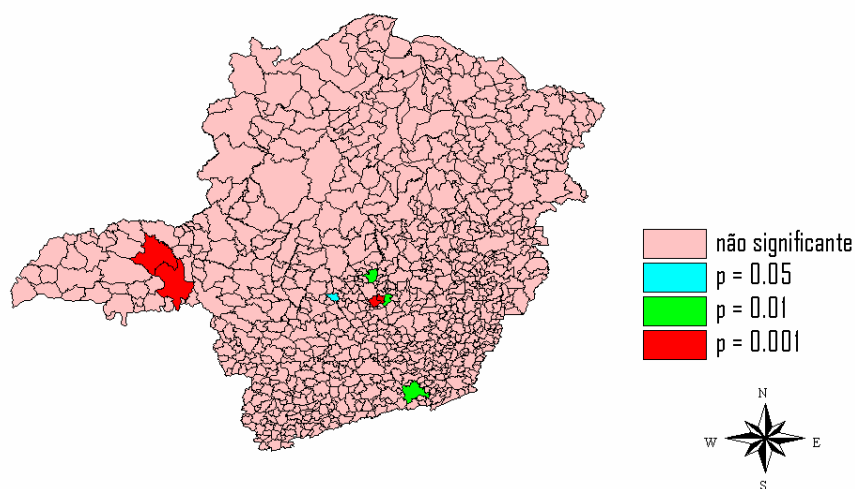
Figura 5 – Mapa de Clusters de Moran Univariado



Fonte: Elaboração própria com base no programa ArcView.
Nota: Mapa elaborado com base na matriz de contigüidade rainha.

⁷ A autocorrelação local pode ser calculada também pelas estatísticas *Gi* de Getis e Ord. Para mais detalhes ver ALMEIDA (2007).

Figura 6 – Mapa de Significância de Moran Univariado



Fonte: Elaboração própria com base no programa ArcView.

Nota: Mapa elaborado com base na matriz de contigüidade rainha.

5 – MODELO ECONOMETRICO ESPACIAL⁸

O modelo econométrico utilizado neste artigo, tem por objetivo implementar a especificação, a estimação, e os teste de hipóteses, para explicar o consumo de energia elétrica do setor industrial para os municípios de Minas Gerais, tendo em vista a dependência espacial e a heterogeneidade espacial dos agentes.

Primeiramente, é realizada a regressão pelo método dos Mínimos Quadrados Ordinários. Os resultados dessa estimação são retratados na Tabela 4, onde é possível observar que todos os coeficientes apresentaram os sinais esperados. A um nível de significância de 5%, somente a variável LNCE não foi explicativa para o modelo. A qualidade do ajustamento ($\overline{R^2}$) foi de 27%. O valor da Máxima Verossimilhança (MV) foi de -1050,55 e os critérios de informação Akaike (AIC) e de Schwartz (SC), que medem a qualidade de ajuste, apresentaram valores de 2109,10 e 2128,10 respectivamente.

No diagnóstico da regressão, o valor do teste para a multicolinearidade entre as variáveis explicativas foi de 11,28, indicando a não existência de multicolinearidade (valor abaixo do limite convencional de 30). Com relação ao teste de Jarque Bera para normalidade nos erros, a 5% de significância rejeita-se a hipótese nula de que os erros seguem uma distribuição normal, infringindo uma das propriedades assintóticas necessárias. Por outro lado, pelo teste de Koenker-Basset não rejeita a hipótese nula de homocedasticidade. Entretanto, devido à natureza multidirecional, os resultados destas estimativas podem não ser confiáveis.

⁸ Todos os modelos foram estimados pela matriz geográfica de contigüidade por convenção “Rainha”.

Tabela 4 – Regressão por Mínimos Quadrados Ordinários (MQO)

Variável	Coefficiente	Desvio-Padrão	Estatística t	Probabilidade
CONSTANTE	2,8882	0,1283	22,5058	0,0000
LPIBI	0,4191	0,0564	7,4261	0,0000
LNCE	0,0611	0,0156	13,2661	0,0000
LEXNI	0,2077	0,0331	1,9294	0,0540

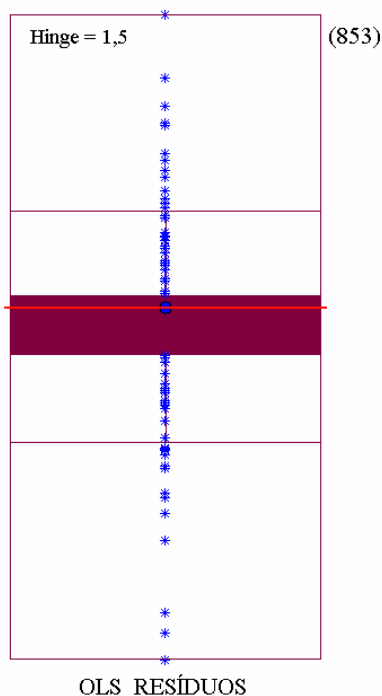
Teste de Diagnóstico e Qualidade do Ajuste

Teste	Valor	Probabilidade
R ²	0,2730	-
R ² ajustado	0,2704	-
Log Likelihood	-1050,55	-
Akaike	2109,10	-
Schwarz	2128,10	-
Multicolinearidade	11,28	-
Jarque-Bera	28293,61	0,0000
Koenker-Bassett	3,23	0,3578

Fonte: Elaboração própria com base no programa SpaceStat.

Antes de decidir pelo melhor modelo a ser estimado, opta-se por corrigir a não normalidade dos erros para que as estimativas tenham as propriedades assintóticas, necessárias em um modelo econométrico espacial. Para tanto, uma análise sobre possíveis *outliers* globais dos resíduos nesta regressão é necessária, verificando assim, quais os municípios que apresentam valores discrepantes em relação aos demais. Os *outliers* superiores e inferiores dos resíduos da regressão são encontrados através do *box plot* de resíduos (Figura 7). Esses podem estar induzindo a um erro de especificação, devido à sua influência espúria. Por isso, os municípios detectados como *outliers* são classificados como *dummies* espaciais superiores ou inferiores (DSUP e DINF), e serão incluídas em uma nova regressão como variáveis explicativas.

Figura 7: Box Plot para os Resíduos



Fonte: Elaboração própria com base no programa GeoDA.

Após a inclusão das *dummies*, o novo modelo estimado é apresentado na Tabela 5. Numa análise comparativa entre os dois modelos (Tabelas 4 e 5), observa-se um melhora nos resultados. Nessa nova regressão, todas as variáveis apresentaram sinais esperados e todas são explicativas para o modelo a 5% de significância. A qualidade do ajustamento (R^2) e o valor da função de verossimilhança aumentaram, os critérios de os critérios de Akaike (AIC) e Schwartz (SC) reduziram. O valor da multicolineariedade reduziu sensivelmente, rejeitando a existência de multicolinearidade entre as variáveis. O teste de Jarque-Bera indica que, ao nível de significância de 5%, os erros seguem uma distribuição normal. Porém, pelos testes de Koenker-Bassett tem-se agora, a presença de heterocedasticidade ao nível de significância de 5%.

Tabela 5 – Regressão por Mínimos Quadrados Ordinários (MQO) com a Inclusão das Variáveis *Dummies*

Variável	Coefficiente	Desvio-Padrão	Estatística t	Probabilidade
CONSTANTE	2,2683	0,0840	32,9393	0,0000
LPIBI	0,5552	0,0358	15,4956	0,0000
LNCE	1,2090	0,059	20,4731	0,0002
LEXNI	0,1633	0,0099	16,4371	0,0000
DSUP	1,7185	0,0930	18,4779	0,0000
DINF	-1,7449	0,0912	-19,1230	0,0000
Teste de Diagnóstico e Qualidade do Ajuste				
Teste	Valor	Probabilidade		
R^2	0,7000	-		
R^2 ajustado	0,6900	-		
Log Likelihood	-67,23	-		
Akaike	1356,46	-		
Schwarz	1384,95	-		
Multicolinearidade	10,59	-		
Jarque-Bera	1,25	0,5355		
Koenker-Bassett	87,00	0,0010		

Fonte: Elaboração própria com base no programa SpaceStat.

Para verificar a melhor especificação do modelo do consumo de energia elétrica industrial em Minas Gerais, segue-se o procedimento proposto por Florax *et al* (2002). Por meio da Tabela 6, observa-se que todos os testes de multiplicadores de Lagrange que verificam a ausência de autocorrelação espacial, exceto a versão robusta do modelo e erro, são significativos a 5%.

Tabela 6 – Testes Específicos

Teste	Valor	Probabilidade
Moran's I (error)	3,7139	0,0002
Lagrange Multiplier (error)	13,1111	0,0002
Robust LM (error)	0,0018	0,9658
Kelejian-Robinson (error)	29,6842	0,0000
Lagrange Multiplier (lag)	32,5500	0,0000
Robust LM (lag)	19,2207	0,0000
Lagrange Multiplier (SARMA)	32,5518	0,0000

Fonte: Elaboração própria com base no programa SpaceStat.

Dessa forma, e de acordo o quarto passo (seção 3.4), o MQO indica para um modelo de defasagem espacial (ML_ρ) como sendo o mais apropriado, haja vista que esse modelo não prescinde da normalidade dos erros, estes últimos resultados permitem a sua utilização e estimação pelo método a Máxima Verossimilhança (MV). Desta forma, após vários ajustes entre variáveis, a equação que melhor apresentou resultados para o consumo industrial médio de energia elétrica, pode ser definida da seguinte forma:

$$LCONS = \rho WCONS + \beta_1 LPIBI + \beta_2 LEXNP + \beta_3 LNECE + DSUP + DINF + \varepsilon \quad (12)$$

Em que: $WCONS$ é um vetor ($n \times 1$) de defasagem espacial para a variável dependente; ρ é o coeficiente auto-regressivo espacial⁹; β_1 e β_2 são parâmetros; $LCONS$ é o logaritmo natural do consumo industrial médio de energia elétrica; $LPIBI$ é o logaritmo natural do PIB industrial médio; $LEXNP$ é o logaritmo natural das exportações médias; $LNECE$ é o logaritmo natural dos consumidores de energia elétrica da classe industrial; $DSUP$ é a variável *dummy* superior, $DINF$ corresponde a *dummy* inferior e; ε_i é o termo de erro normalmente distribuído, com média zero e variância constante.

O parâmetro ρ tem alcance global e descreve o grau médio de autocorrelação espacial através das regiões em estudo ($\rho > 0$ significa que existe uma autocorrelação espacial positiva e $\rho < 0$ mostra que existe autocorrelação espacial global negativa). Se ρ não for significativo estatisticamente, pode se considerar o coeficiente igual a zero, logo não possui evidência de que haja autocorrelação espacial, nem positiva e nem negativa (ALMEIDA, 2007).

A Tabela 7 apresenta os resultados do modelo de defasagem espacial, para o consumo industrial médio de energia elétrica dos municípios de Minas Gerais. Nessa regressão, os sinais do modelo encontram-se coerentes com o que nos indica a teoria econômica, pois, um aumento no PIB industrial, nas exportações e no número de consumidores deve aumentar o consumo industrial de energia elétrica e, o parâmetro ρ positivo descreve uma autocorrelação espacial positiva, conforme observado na AEDE. Para o modelo em análise, comparando as estatísticas Z podemos afirmar que todos os coeficientes são significativos ao nível de significância determinado de 5%. A qualidade do ajustamento do ($\overline{R^2}$) foi 71%. O valor da função verossimilhança aumentou, o dos critérios de Akaike (AIC) e Schwartz (SC) reduziram. Pelos testes de Breusch – Pagan e Spatial B-P, destacam a homocedasticidade do modelo, logo, o problema de heterocedasticidade foi corrigido Além disso, o teste de multiplicador de Lagrange indicou a ausência de dependência espacial, com nível de confiança superior a 33%, com isso, os erros são esféricos. Assim sendo, neste modelo os coeficientes estimados de cada variável passam a serem confiáveis sob a ótica da estatística.

9 A restrição sobre o coeficiente é de que: $(1/\omega_{\max}) < \rho < (1/\omega_{\min})$, onde ω_{\min} e ω_{\max} correspondem ao menor e o maior autovalores da matriz de pesos espaciais W. Se a matriz for normalizada na linha, tem-se que $(1/\omega_{\max}) < \rho < 1$.

Tabela 7 – Regressão pelo Modelo de Defasagem Espacial (λ_p)

Variável	Coefficiente	Desvio-Padrão	Estatística z	Probabilidade
W_LCONSI	0,1768	0,0323	5,4603	0,0000
CONSTANTE	2,0650	0,1497	13,7881	0,0000
LPIBI	0,5411	0,0352	15,3522	0,0000
LNCE	1,1984	0,0570	20,7342	0,0000
LEXNI	0,1526	0,0098	15,5399	0,0000
DSUP	1,6782	0,0909	18,4454	0,0000
DINF	-1,7009	0,0894	-19,0110	0,0000

Teste de Diagnóstico e Qualidade do Ajuste		
Teste	Valor	Probabilidade
R ²	0,7000	-
R ² ajustado	0,7100	-
Log Likelihood	-657,23	-
Akaike	1329,07	-
Schwarz	1362,31	-
Breusch-Pagan	1,9434	0,7461
Spatial B-P	1,9426	0,7452
Multiplicador de Lagrange	0,19	0,6661

Fonte: Elaboração própria com base no programa SpaceStat.

6 - CONCLUSÕES

Este trabalho procurou apresentar uma estimativa do consumo industrial de energia elétrica para os oitocentos e cinquenta e três municípios (853) de Minas Gerais, no ano de 2004. Por meio da utilização da Análise Exploratória de Dados Espaciais, foi possível constatar que os municípios do estado de Minas Gerais possuem uma autocorrelação espacial positiva com relação ao consumo industrial médio de energia elétrica. Isto significa dizer que municípios com elevados atributos para o consumo tendem a ser circundados por municípios com elevados atributos para o mesmo. Municípios que possuem esse atributo baixo tendem a ser circundadas por outros municípios de atributo baixo.

Foi possível localizar os municípios de Minas Gerais que formam *clusters* de elevado consumo industrial médio de energia elétrica (principalmente os localizados na Região Metropolitana de Belo Horizonte e no Triângulo Mineiro), assim como localizar os *clusters* de baixo consumo (situados em grande parte do estado).

Para a construção de um modelo econométrico eficiente e consistente para o consumo industrial médio de energia elétrica inicialmente foi realizada uma regressão pelos Mínimos Quadrados Ordinários – MQO para, em seguida utilizar do procedimento proposto por Florax *et al* (2002). Este procedimento apontou para a utilização de um Modelo de Defasagem Espacial estimado pelo método das variáveis instrumentais. Todos os coeficientes apresentaram os sinais esperados e foram significativos para explicar a variável dependente a 5% de significância. O modelo final não apresenta multicolinearidade e possui erros normais e homocedásticos.

Dessa forma, apesar da metodologia ter permitido traçar um retrato espacialmente do consumo industrial de energia elétrica em Minas Gerais, é possível fazê-la avançar com possíveis extensões do presente trabalho. Por exemplo, uma análise espacial para o consumo total de energia e também para o setor residencial e comercial.

7 – REFERÊNCIAS

ALMEIDA, E. S. **Curso de Econometria Espacial**. Mestrado em Economia Aplicada FEA. Juiz de Fora, 2007.

ANDRADE, T; LOBÃO, W. **Elasticidade-renda e Preço da Demanda Residencial de energia Elétrica no Brasil**. Texto para discussão n° 489. Rio de Janeiro: IPEA, 1997.

ANSELIN, L. Local indicators of spatial association – LISA. **Geographical Analysis**. V 27 (2), April. p 93-115. 1995.

ANSELIN, L. Interactive techniques and exploratory spatial data analysis. Longley P. A, Goodchild M.F, Maguire D.J and Wind D. W (eds). **Geographical information system: principles, techniques, management and applications**. Wiley: New York. 1998. p 253-365.

BAUMONT, C.; ERTUR, C; LE GALLO, J. **The European regional convergence process 1980-1995: Do Spatial Regimes and Spatial Dependence Matter?** University of Burgundy, 2002. Disponível em: <<http://129.3.20.41/eps/em/papers/0207/0207002.pdf>> Acesso em 10 jan 2008.

CARNEIRO, Ricardo. **Desenvolvimento em Crise: A economia brasileira no último quarto do século XX**. São Paulo: Editora UNESP, IE. Unicamp, 2002.

COMPANHIA ENERGÉTICA DE MINAS GERAIS (CEMIG). **Balço Energético do Estado de Minas Gerais**, 2006. Disponível em: <<http://www.cemig.com.br/>>. Acesso em: 20 Jan. 2008.

ELETROBRÁS, 2002. **Informe Mercado 18**: Consumo Cresceu 16,1% em Outubro. Dez. 2002.

ELETROBRÁS, 2003. **Informe Mercado 21**: Exportações Influenciam o Consumo Industrial. Jan. 2003

FLORAX, R., FOLMER, H. e REY, S. **Specification searches in spatial econometrics: the relevance of Hendry's methodology**. Working Paper, Department of Spatial Economics, Free University Amsterdam: 2002.

FUNDAÇÃO JOÃO PINHEIRO. **Índice Mineiro de Responsabilidade Social**. Belo Horizonte. Dez. 2005.

GARCEZ, E. W. ; GHIRARDI, A. G. **Elasticidades da demanda residencial de energia elétrica**. In: **XXXI Encontro Nacional de Economia**, 2003, Porto Seguro. XXXI Encontro Nacional de Economia, 2003.

GONÇALVES, E. A **Distribuição Espacial da Atividade Inovadora Brasileira: Uma Análise Exploratória**. Texto para discussão CEDEPLAR N° 246, Belo Horizonte: UFMG, 2005. 33p.

INSTITUTO DE PESQUISA ECONÔMICA APLICADA (IPEA). Disponível em: <http://www.ipeadata.gov.br/>. Acesso em: 21 Ago. 2008.

MACHADO, V. M. **Meio Ambiente e Comércio Exterior: Impactos da Especialização Comercial Brasileira sobre o Uso de Energia e as Emissões de Carbono do País**. Tese de Doutorado em Ciências em Planejamento Energético apresentada a COPPE / UFRJ. Rio de Janeiro: 2002.

MATTOS, R. S.; PEROBELLI, F. S. HADDAD, E, FARIA, W. R. **Integração de Modelos Econométricos e de Insumo Produto Para Previsões de Longo Prazo na Demanda de Energia no Brasil.** UFJF: Texto para Discussão N° 24. Juiz de Fora: 2005.

Mattos, L. B., Demanda de energia elétrica no Estado de Minas Gerais: 1970/2002. Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Viçosa. Viçosa: UFV, 2004.

MODIANO, E.M. **Elasticidade-renda e preço da demanda de energia elétrica no Brasil.** Texto para discussão número 68. Departamento de economia - PUC/RJ, 1984.

PEROBELLI, F. S; ALMEIDA, E. S; ALVIM, M. I. S; FERREIRA, P. G. C. **Análise Espacial da Produtividade do Setor Agrícola Brasileiro: 1991 – 2003.** Juiz de Fora: UFJF/Faculdade de Economia e de Administração, 26 p., 2005. (Texto para discussão: 19).

PEROBELLI, F. S.; MATTOS, R. S.; FARIA, W. R. **A interdependência energética entre o estado de Minas Gerais e o restante do Brasil: uma análise inter-regional de insumo-produto.** In: XI Seminário sobre a Economia Mineira, 2006, Diamantina. Anais do XI Seminário sobre a Economia Mineira, 2006.

SCHMIDT, C.A.J., LIMA, M.A. A Demanda por Energia Elétrica no Brasil. **Revista Brasileira de Economia**, Rio de Janeiro, v. 58, p. 67-98, jan./mar. 2004.

SIQUEIRA, M. L.; CORDEIRO JÚNIOR, H. H.; CASTELAR, I. A demanda por energia elétrica no nordeste brasileiro após o racionamento de 2001-2002: previsões de longo prazo. **Pesquisa e Planejamento Econômico**, Rio de Janeiro - RJ, v. 36, n. 1, p. 137-178, 2006

TORRES, M. E. L. e ALMEIDA. P. E. F. (2003). **Infra-estrutura: sustentando o desenvolvimento.** Minas Gerais do Século XXI – BDMG.

UNIÃO NACIONAL DA CONSTRUÇÃO. **A Construção do Desenvolvimento Sustentado:** A importância da construção na vida econômica e social do país. São Paulo: Fundação Getúlio Vargas. Ago. 2006.

VARGA, A. **University research and regional innovation: a spatial econometric analysis of academic technology transfers.** Boston/Dordrecht/London: Kluwer Academic Publishers, 1998.