


## Dependência Espacial da Ecoeficiência da Agricultura em São Paulo

Carlos Rosano-Peña<sup>1</sup>

gmcrosano@gmail.com |  0000-0002-6868-9284

Carlo Aleksandr Rosano de Almeida<sup>1</sup>

carloaleksandr@hotmail.com |  0000-0002-1504-8969

Evaldo César Cavalcante Rodrigues<sup>1</sup>

evaldocesarcr@gmail.com |  0000-0001-7176-2940

André Luiz Marques Serrano<sup>1</sup>

andrelms@unb.br |  0000-0001-5182-0496

### RESUMO

Esta pesquisa apresenta um índice de ecoeficiência para os municípios de São Paulo que aponta em quanto é possível maximizar os objetivos econômicos e ambientais, tendo como referência as melhores práticas da região. Para isso, utilizou o método Análise Envoltória de Dados com funções distância direcionais a partir das variáveis clássicas da função produção, multiproduto e da internalização de duas externalidades (uma positiva e outra negativa). Houve uso também das técnicas de análise exploratória de dados espaciais para verificar a autocorrelação espacial e a heterogeneidade espacial do índice calculado. Os resultados indicam que, em média, os municípios podem elevar a produção e as áreas de floresta em 59%, bem como reduzir as áreas degradadas e os insumos na mesma proporção. A análise espacial demonstrou a existência de heterogeneidade e autocorrelação espacial entre os municípios e a formação de grandes *clusters*. Com base nesses resultados, definem-se prioridades para a intervenção ambiental no estado.

### PALAVRAS-CHAVE

Análise Envoltória de Dados, Análise espacial, Agricultura, São Paulo

<sup>1</sup>Universidade de Brasília, Brasília, DF, Brasil

Recebido: 16/05/2019.

Revisado: 27/08/2019.

Aceito: 01/10/2019.

Publicado Online em: 20/04/2020.

DOI: <http://dx.doi.org/10.15728/bbr.2020.17.3.5>



## 1. INTRODUÇÃO

O crescimento da produtividade e eficiência agropecuária é um fator relevante para o desenvolvimento socioeconômico. É responsável pela expansão do mercado interno, aumentando a produção de alimentos e matérias-primas com preços relativamente menores, bem como demandando uma quantidade maior de insumos e equipamentos agrícolas e serviços financeiros (Delgado, 2001). Além disso, o avanço da produtividade e eficiência permitiu a liberação de recursos humanos para setores não agropecuários, fortalecendo a concentração do modo de produção urbano-industrial e o crescimento da qualidade e cobertura dos serviços públicos. Isso provocou mudanças nas estruturas de poder político em que a aristocracia rural perde influência. Assim, um bom ritmo de crescimento da produtividade e eficiência agropecuária é um elemento-chave para que países como o Brasil consigam alcançar o nível de vida dos países mais desenvolvidos.

No entanto, a intensificação agropecuária tem causado impactos ambientais significativos sobre os ecossistemas terrestres e aquáticos do mundo (Tilman, 1999). Por exemplo, o crescimento da monocultura gerou a destruição das florestas, a perda da biodiversidade genética, a erosão dos solos; a mecanização aumentou o consumo de energias não renováveis; a intensificação da aplicação de inseticidas, pesticidas e fertilizantes nitrogenados aumentou a concentração de gases de efeito estufa na atmosfera e, junto com os sistemas de irrigação, deu origem à eutrofização, à poluição e ao esgotamento de recursos hídricos (Intergovernmental Panel on Climate Change – IPCC, 2006).

Na agropecuária do estado mais rico e populoso do Brasil, São Paulo, o problema ambiental não é diferente. Ainda que o problema não seja geograficamente uniforme, o desmatamento, a contaminação das águas e do solo e as emissões de gases de efeito estufa (GEE) no setor agropecuário do Estado são problemas crescentes. Das emissões acumuladas de GEE da agropecuária brasileira (12.970 Mt CO<sub>2</sub>) entre 1970 e 2013, São Paulo responde por cerca de 9% (Instituto de Manejo e Certificação Florestal e Agrícola, 2015). Essas emissões têm sido predominantemente derivadas da pecuária de corte e leite (56%), do uso de fertilizantes sintéticos (19%) e do cultivo de cana-de-açúcar (10%).

Nesse sentido, ficam em aberto as seguintes questões: a) é possível aumentar a produção e reduzir, ao mesmo tempo, os impactos ambientais e o uso de recursos naturais não renováveis? b) como se distribui geograficamente a ecoeficiência em São Paulo?

Para responder a essas questões, têm-se desenvolvido diversas ferramentas capazes de medir o impacto ambiental das atividades produtivas (Van Passel, Nevens, Mathijs, & Van Huylenbroeck, 2007; Van Passel, Van Huylenbroeck, Lauwers, & Mathijs, 2009). Uma delas é o método *life cycle accounting* (LCA), que mapeia os processos de produção e os impactos (pegadas de carbono) nas distintas fases, desde a produção até o consumo e a reciclagem, identificando possíveis melhorias. No entanto, esse método tem algumas limitações, entre as quais se destacam as dificuldades de estimar as emissões de carbono em cada contexto regional e a quantificação monetária desse valor.

Outros métodos utilizam as populares técnicas de fronteiras eficientes (Lampe & Hilgers, 2015). Estas baseiam-se na representação do Conjunto de Possibilidade de Produção (CPP), formado pelos insumos, produtos desejados e produtos indesejados, bem como por unidades produtivas eficiente e ineficientes. Assim, as melhores práticas formarão a fronteira do CPP e as ineficientes (sobreviventes devido às falhas de mercado) colocam-se abaixo dessa fronteira. Isso permite encontrar possibilidade de melhoras no sentido de Pareto, de produzir mais produtos desejados e reduzir o consumo de insumos e o impacto ambiental. Usando uma expressão inglesa do mundo dos negócios, essas melhoras podem ser chamadas de situação win-win. Suas

aplicações empregam tanto procedimentos paramétricos quanto não paramétricos, que, partindo de pressupostos diferentes, apresentam vantagens e desvantagens. Os primeiros usam o método Análise de Fronteira Estocástica (Stochastic Frontier Analysis – SFA). Ele estima a fronteira do CPP definindo uma relação funcional econométrica entre produtos e insumo, que permite decompor o desvio da fronteira em ruído estocástico e ineficiência. Alguns pesquisadores usaram esse método no estudo da ecoeficiência: por exemplo, Orea e Wall (2017), que fazem uma análise empírica com dados de uma amostra de fazendas leiteiras espanholas, e Ho, Hoang, Wilson e Nguyen (2018), que comparam o desempenho de fazendas de cultivo de café convencionais e certificadas no Vietnã. Os métodos não paramétricos, por sua vez, utilizam a Análise Envoltória de Dados (Data Envelopment Analysis – DEA), que facilmente modela as tecnologias multiprodutos e a internalização de externalidades associadas ao processo produtivo. Também representa a tecnologia por meio de funções distância, mas elas são aferidas com problemas de programação matemática, sem a necessidade de definir previamente uma função estocástica de produção e um tipo de distribuição (comportamento) dos erros desconhecidos, ficando livre das possíveis falhas decorrentes dessas especificações. A principal desvantagem da DEA está em sua abordagem determinística, que ignora as perturbações aleatórias do processo produtivo. Mesmo assim, a utilização desse método predomina na literatura sobre eficiência e produtividade (Orea & Wall, 2017) e é possível encontrar registros dele em estudos da agricultura da Comunidade Europeia (Rybczewska-Błazejowska & Gierulski, 2018), da China (Xing, Wang, & Zhang, 2018), do Chile (Angulo-Meza, González-Araya, Iriarte, Rebolledo-Leiva, & Mello, 2019) e dos Estados Unidos (Dong, Mitchell, & Colquhoun, 2015), entre outros.

A revisão da literatura brasileira evidenciou que o emprego das técnicas de fronteiras eficientes no estudo da ecoeficiência da agricultura nacional ainda é incipiente. Com o uso de fronteiras estocásticas multiproduto, apenas foi encontrado o trabalho de Rosano-Peña et al. (2018), que utilizaram funções distância hiperbólicas para estimar a ecoeficiência da agricultura amazônica. Entre os trabalhos que empregam métodos não paramétricos, vale citar os trabalhos de Padrão, Campos, Lirio e Silva (2012), que comparam a eficiência técnica e ambiental da produção agrícola na Amazônia Legal e estimam o custo de oportunidade do Código Florestal; Rosano-Peña e Daher (2015), que avaliam a ecoeficiência e a sustentabilidade da agricultura dos estados brasileiros; Campos, Coelho, Gomes e Mattos (2014), que estudam o desempenho econômico e ambiental dos produtores de leite em Minas Gerais usando o modelo DEA combinado com a abordagem por balanço de materiais e Alencar, Rosano-Peña, Guarnieri e Serrano (2019), que estimam a ecoeficiência e o preço sombra das emissões de gases de efeito estufa na suinocultura brasileira.

Nesse contexto, o presente trabalho busca preencher uma lacuna na literatura sobre ecoeficiência da agropecuária dos municípios paulistas. Mais precisamente, tem como objetivo estimar um indicador de ecoeficiência que, satisfazendo o conceito ótimo de Pareto, maximiza concomitantemente os objetivos econômicos e ambientais, tendo como referência as melhores práticas. Para tanto, utiliza-se do método DEA com funções distância direcionais, a partir das variáveis clássicas da atividade agropecuária e da internalização de duas externalidades (uma positiva e outra negativa), já que é a ferramenta mais popular e idônea usada na literatura para estimar a ecoeficiência. Além disso, para o exame dos resultados, verifica-se a autocorrelação e heterogeneidade espacial do índice calculado, a partir do uso de técnicas de análise exploratória de dados espaciais (AEDE).

Assim, acredita-se que os resultados do trabalho podem se transformar em importantes subsídios para a definição de políticas públicas regionais integradas e consistentes com a maximização do bem-estar social, com a finalidade de otimizar a sustentabilidade da agropecuária de São Paulo.

## 2. REFERENCIAL TEÓRICO E METODOLÓGICO

Conforme Zhang, Bi, Fan, Yuan e Ge (2008), o conceito de ecoeficiência vem da década de 1970, tendo sido utilizado por Freeman, M. A. e McIntyre, J. R. como o termo que expressa a eficiência econômica ambiental. Subsequentemente, a ecoeficiência é difundida pelo World Business Council for Sustainable Development (Verfaillie & Bidwell, 2000), que a define como a capacidade de uma unidade produtiva (fazenda, indústria, setor, país etc.) de produzir mais e melhor, com menor uso de recursos e com mínimo impacto ambiental, buscando, dessa forma, construir uma sociedade mais sustentável.

Do ponto de vista teórico, as unidades ecoeficientes formam a fronteira do conjunto de possibilidade de produção (CPP). Portanto, a ecoeficiência é a habilidade de uma empresa de produzir uma dada quantidade de produto desejado com a menor quantidade de insumos e impacto ambiental; ou, equivalentemente, como a competência de maximizar a produção com uma dada quantidade de insumos e subprodutos indesejados. Em outras palavras, a ecoeficiência, associada a uma dada combinação de insumos, é atingida na fronteira do produto potencial, num ponto ótimo de Pareto, quando não existir outro processo produtivo ou combinação de processos que consiga produzir o mesmo nível de produto, impactando menos o ambiente e consumindo menos insumos. Isso significa que as unidades produtivas ecoineficientes colocam-se abaixo da fronteira do CPP. Consequentemente, segundo Färe, Grosskopf e Weber (2006), o nível de ecoineficiência de uma firma pode ser medido pela distância que a separa da fronteira. Ou seja, pode-se mensurar a ecoineficiência de uma organização por meio da comparação do seu desempenho com as melhores práticas.

Um dos métodos mais notórios para estimar a ecoeficiência é a função distância direcional desenvolvida por Chung, Färe e Grosskopf (1997), Färe e Grosskopf (2000) e Färe et al. (2006) para incluir subprodutos indesejados. Segundo os autores, esse método surge como uma alternativa às funções de distância radiais de Shephard para tratar os *outputs* desejáveis e indesejáveis simultaneamente de forma assimétrica. Além disso, permite definir *a priori* diferentes direções de projeção de pontos ecoineficientes na fronteira eficiente por meio de um vetor direcional ( $g = -g_x, g_y, -g_b$ ), ofertando um conjunto de opções para atingir a ecoeficiência que podem, inclusive, melhorar um grupo de variáveis sem piorar o comportamento de outras. A função distância direcional pode ser expressa da seguinte forma:

$$\vec{D} [x, y, b; -g_x, g_y, -g_b] = \text{Max} \{ \beta : (x - \beta g_x, y + \beta g_y, b - \beta g_b) \in \text{PPS} \} \quad (1)$$

em que  $\beta$ , o valor ótimo a ser estimado, indica o percentual em que a unidade produtiva avaliada poderia incrementar todos os produtos desejáveis ( $y$ ) e reduzir, concomitantemente, os insumos ( $x$ ) e as externalidades negativas ( $b$ ) quando a direção, *a priori* definida pelo pesquisador, do vetor direção é  $(-g_x=1, g_y=1, -g_b=1)$ . Portanto,  $\beta$  é maior ou igual a zero:  $\beta = 0$  significa que a unidade avaliada é ecoeficiente e  $\beta > 0$ , ecoineficiente.

Arandia e Aldanondo-Ochoa (2011), seguindo Färe et al. (2006), afirmam que as funções distância direcionais e os  $\beta$  para cada unidade avaliada podem ser estimados a partir do cálculo do seguinte problema de programação linear (PPL):

$$\vec{D} = (x, y, b; -g_x, g_y, -g_b) = \text{Max} \beta^i \quad (2)$$

s.t

$$(1+\beta^i g_y) * y^i - s_y^i = Yz \quad (2.1)$$

$$(1-\beta^i g_b) * b^i + s_b^i = Bz \quad (2.2)$$

$$(1-\beta^i g_x) * x^i + s_x^i = Xz \quad (2.3)$$

$$z \geq 0 \quad (2.4)$$

em que  $\mathbf{x}^i$ ,  $\mathbf{y}^i$  e  $\mathbf{b}^i$  denotam, respectivamente, o vetor de insumos, a produção desejada e produção indesejada da  $i$ -ésima unidade avaliada;  $s^i$  são as folgas das respectivas variáveis;  $\mathbf{X}$  é a matriz dos  $k$  insumos das  $n$  unidades avaliadas;  $\mathbf{Y}$  denota a matriz de produtos desejados de ordem  $(p \times n)$  e  $\mathbf{B}$  é a matriz de produtos indesejados de ordem  $(q \times n)$ ;  $\mathbf{z}$  é o vetor de intensidade de cada firma na definição da fronteira eficiente, ou seja, na formação das combinações lineares das melhores práticas.

O problema de programação linear (2) caracteriza-se por tratar os produtos indesejados como *inputs* para evitar os problemas de congestão desses subprodutos e trabalha com a hipótese de retornos constante de escala, comparando, assim, desempenho das unidades com a maior produtividade econômica ambiental. Para mais detalhes, pode-se consultar Arandia e Aldanondo-Ochoa (2011).

Dessa forma, por exemplo, um índice de  $\beta^i = 0,20$  indica que a unidade produtiva  $i$ , para ser ecoeficiente e atingir a maior produtividade, deverá elevar o valor dos produtos desejados ( $\mathbf{y}$ ) em 20%, assim como reduzir os produtos indesejados ( $\mathbf{b}$ ) e os insumos ( $\mathbf{x}$ ) nessa mesma proporção.

### 2.1. ANÁLISE EXPLORATÓRIA DE DADOS ESPACIAIS (AEDE)

A análise exploratória de dados espaciais é uma útil ferramenta para a análise de variáveis socioeconômicas. Para Anselin, Syabri, Smirnov e Ren (2002), a AEDE pode ser definida como o conjunto de técnicas estatísticas e gráficos que descrevem e visualizam distribuições espaciais de variáveis, identificando pontos locais atípicos, formas de associação (autocorrelação espacial) e estruturas no espaço geográfico (heterogeneidade espacial).

Os efeitos de correlação e heterogeneidade espacial são relevantes para a identificação de padrões e anomalias de distribuição geográfica de indicadores que não são óbvios à primeira vista, bem como para a elaboração de programas de monitoramento, planejamento e intervenção local, regional e nacional. A correlação espacial pode ser definida como a existência de uma relação funcional entre o que acontece em um determinado ponto no espaço e o que acontece em outros lugares; ou seja, quando o valor de uma variável de interesse numa certa região  $i$  depende do valor dessa variável nas regiões vizinhas  $j$ . A correlação se deve à primeira lei da geografia, que, de acordo com Tobler (1979), diz: “Os fatos geográficos são correlacionados, mas os mais próximos são mais correlacionados” (p. 519). Pode explicar-se, por exemplo, pelos impactos das comunicações, transporte, infraestrutura, agroindústria, economia de escala, bem como pelos efeitos do processo de difusão, quando a inovação realizada num município é imitada e popularizada em outros, ou os efeitos *spillover*, que fazem referência ao momento em que o desenvolvimento de uma região transborda, induzindo o desenvolvimento da região vizinha e a convergência regional (Costa, Almeida, Ferreira, & Silva, 2013). A heterogeneidade espacial, por sua vez, busca os efeitos relacionados com a diferenciação espacial ou regional e é definida pela existência de agrupamentos no espaço de variáveis de interesse (Valcarce & Serrano, 2000). Segundo a primeira lei da geografia de Tobler (1979), espera-se uma heterogeneidade maior com o aumento da distância. É interessante ressaltar também, conforme Almeida (2004), que, nos

processos espaciais, existe uma imbricação entre esses dois efeitos, pois a heterogeneidade espacial gera dependência espacial e, por sua vez, a dependência espacial pode levar à heterogeneidade.

Para analisar a correlação espacial e a heterogeneidade, o primeiro passo é a definição da matriz de pesos ( $W$ ), que define a conectividade espacial de um conjunto de áreas (municípios, estados etc.). Cada observação na referida matriz  $w_{ij}$  representa uma medida normalizada de proximidade entre a área  $i$  e a área  $j$  (Baumont, Ertur, & Le Gallo, 2004). Essa matriz também é conhecida como matriz de vizinhança ou contiguidade. A partir dessa matriz é possível extrair medidas de associação espacial global e local.

A associação espacial global é definida como a coincidência de ubiquação espacial de valores e se manifesta quando os valores altos ou baixos de uma variável tendem a agrupar-se no espaço. Ela pode ser avaliada pela estatística Índice de Moran ( $I$ ), que estima o grau de associação linear no conjunto como um todo entre os valores observados e a média ponderada dos valores da vizinhança, chamada de valor defasado (Anselin, Syabri, Smirnov, & Ren, 2002).

O  $I$  de Moran é definido como:

$$I = \frac{n \sum_i \sum_j w_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{(\sum_i \sum_j w_{ij}) \sum_i (x_i - \bar{x})} \quad (3)$$

em que:  $n$  é o total de áreas (municípios),  $w_{ij}$  é a medida de peso espacial de vizinhança,  $x_i$  e  $x_j$  denotam os valores observados da variável de interesse (ecoeficiência) para os municípios  $i$  e  $j$  respectivamente, e  $\bar{x}$  é a média desses valores.

Dessa forma, o  $I$  de Moran será computado apenas para os vizinhos no espaço, conforme estabelecido pelos pesos  $w_{ij}$ . Seu valor varia de  $-1$  a  $+1$ . Um valor igual a zero indica ausência de correlação espacial (diferenças entre vizinhos). Valores positivos próximos à unidade indicam autocorrelação espacial positiva, ou seja, a existência de áreas com valores similares entre vizinhos, e os valores negativos próximos à unidade indicam autocorrelação espacial negativa. Já os valores próximos a zero sugerem uma autocorrelação espacial muito baixa, entre o valor de  $x$  do município e o valor de seus vizinhos.

Obtido o índice de Moran, é necessário testar a hipótese de o resultado ser diferente de zero. Existem dois métodos para testar a hipótese. No primeiro, observa-se a distribuição da variável  $x$ . Caso seja normalmente distribuída, sugere-se a probabilidade de 0,05 como o nível de corte para rejeitar a hipótese de autocorrelação espacial e aplica-se essa probabilidade a uma distribuição normal. O segundo método vale para dados assimétricos, como os índices de ecoeficiência, que utilizam o teste de permutação de Monte Carlo. Nesse caso, são geradas diferentes permutações aleatórias dos valores da variável de interesse ( $x$ ) às regiões, surgindo um novo arranjo espacial, em que os valores estão redistribuídos entre as áreas. Assim, pode-se construir uma distribuição empírica de  $I$  de Moran. Se o valor do  $I$  de Moran medido originalmente corresponder a um “extremo” da distribuição simulada, trata-se de um valor com significância estatística.

Uma das formas de interpretar a estatística  $I$  de Moran é por meio de seu diagrama de dispersão. Conforme a Figura 1, ele apresenta, no plano cartesiano, o valor padronizado ( $z$ ) da variável  $x$  para cada uma das unidades nas abscissas e, nas ordenadas, a média do valor padronizado da mesma variável para os vizinhos dessa unidade  $w_z$ . O diagrama é complementado pela representação de uma linha de regressão, cuja inclinação indica o valor de  $I$  de Moran, que, para o exemplo da Figura 1, é 0,86. Assim, quanto maior for a inclinação da linha em relação ao eixo horizontal, maior será o valor de autocorrelação espacial e vice-versa.

No entanto, quando a região de estudo é grande e muitos municípios são analisados, é provável que ocorram diferentes regimes de autocorrelação espacial nas sub-regiões estudadas. Isso pode

camuflar vários padrões locais de autocorrelação espacial. Nesses casos, os índices globais de Moran não seriam suficientes para explicar a distribuição espacial da região estudada. Portanto, Anselin (1995) sugere um novo indicador com a capacidade de observar os padrões locais de associação linear, estatisticamente significativa, indicando a existência de *cluster* espacial local e regiões que mais contribuem para a existência de autocorrelação espacial. O indicador é chamado LISA (Local Indicator of Spatial Association) e faz a decomposição do indicador global de autocorrelação em contribuições locais indicando quatro categorias, cada uma individualmente correspondente a um quadrante no diagrama de dispersão de Moran. Assim, de acordo com Almeida (2004), o diagrama de Moran pode ser dividido em quatro quadrantes, que correspondem a quatro padrões de associação local espacial entre as regiões e seus vizinhos.

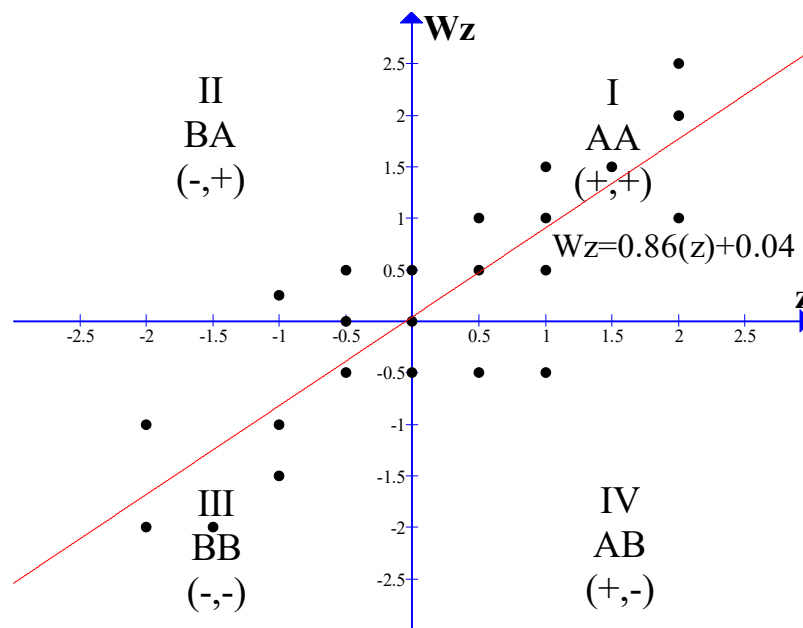


Figura 1. Diagrama de dispersão de Moran

O quadrante I (localizado na parte superior direita) mostra as regiões que apresentam altos valores para a variável em análise, cercados por regiões que também apresentam valores acima da média da variável. Esse quadrante é classificado como alto-alto (AA).

O quadrante II (localizado na parte superior esquerda) mostra as regiões com valores baixos, cercados por vizinhos que apresentam valores altos. Esse quadrante é geralmente classificado como baixo-alto (BA).

O quadrante III (localizado no canto inferior esquerdo) é constituído pelas regiões com valores baixos para a variável de interesse, cercados por regiões com baixos valores. Esse quadrante é classificado como baixo-baixo (BB).

O quadrante IV (localizado no canto inferior direito) é formado pelas regiões com altos valores para a variável em análise, cercados por regiões de baixos valores. Esse quadrante é classificado como alto-baixo (AB).

A estatística I local de Moran pode ser obtida pela seguinte fórmula:

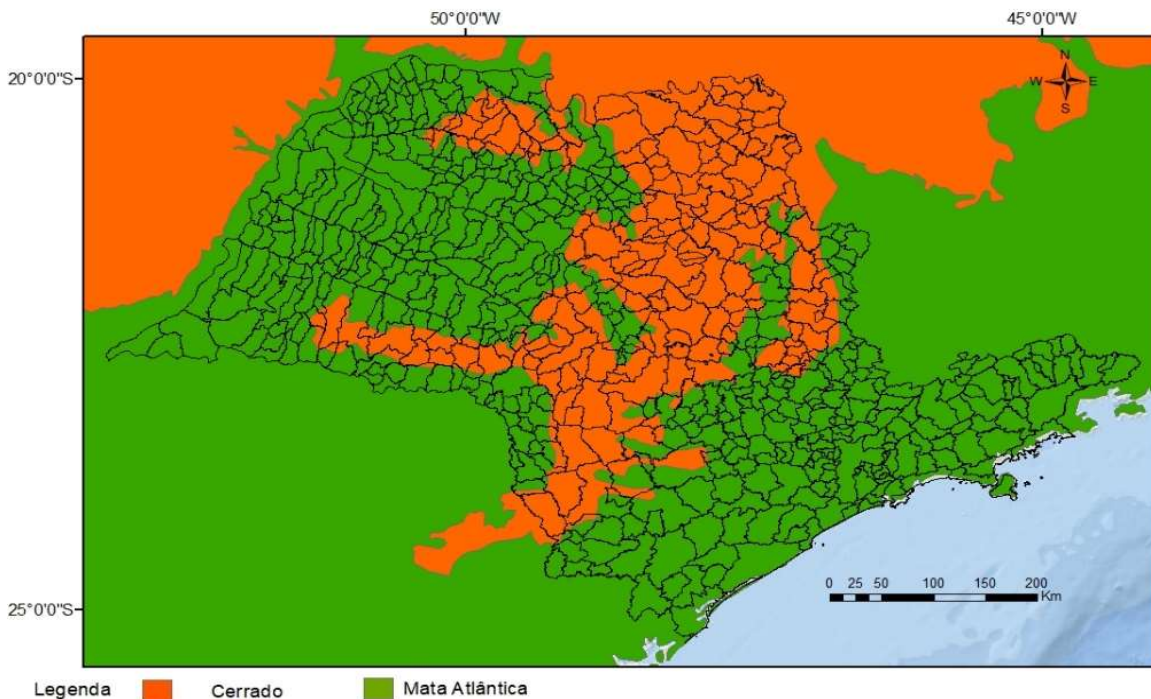
$$I_i = \frac{(x_i - \bar{x}) \sum_j w_{ij} (x_j - \bar{x})}{(\sum_i (x_i - \bar{x})^2) / n} \tag{4}$$

De forma similar aos indicadores globais, a significância do índice local de Moran ( $I_i$ ) deve ser avaliada utilizando hipótese de normalidade ou simulação de distribuição por permutação aleatória (Anselin, 1995). Assim, um valor estatisticamente significativo e positivo do I de Moran local revela a existência de um *cluster* (municípios similares, alto-alto ou baixo-baixo). Pelo contrário, um valor negativo sugere um *outlier*, um município que é contornado por municípios diferentes (alto-baixo ou baixo-alto).

### 3. OBJETO DE ESTUDO E VARIÁVEIS

São Paulo tem 645 municípios agrupados em 15 mesorregiões e gera o maior PIB do Brasil. Grande parte de seu PIB vem da indústria, de serviços, finanças e, em menor escala, da agropecuária. Mesmo assim, o Estado ocupa, desde 2010, o segundo lugar no ranking do PIB agropecuário brasileiro, gerando mais de 11% do total. O principal produto agropecuário paulista é a laranja, que atinge 80% da produção nacional. Em segundo lugar, vem a cana-de-açúcar, que chega a ser 60% da produção do país. As mesorregiões com maior PIB agropecuário são: Ribeirão Preto, São José do Rio Preto, Campinas e Bauru.

Como observado na Figura 2, no estado de São Paulo há dois biomas: Mata Atlântica e Cerrado. Segundo Maffei (2010), dos 645 municípios do Estado, 176 fazem parte do Cerrado e 469, da Mata Atlântica.



**Figura 2.** Mapa de Biomas do estado de São Paulo

**Fonte:** Autoria própria com dados da base cartográfica digital do IBGE. Disponível em: <<http://www.mapas.ibge.gov.br/>>.

Para realizar esta pesquisa, foram tomadas as informações do censo agropecuário realizado em 2006 (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística - IBGE, 2010), já que os dados do último censo (2017) não estão disponíveis. Para os 645 municípios paulistas, foram considerados os *inputs* e *outputs* clássicos da produção agropecuária, mas uma inovação foi a incorporação de uma externalidade positiva e outra negativa. Como na maioria dos casos (Gomes, 2008), os *inputs* usados na modelagem foram:  $x_1$  – mão de obra nas propriedades em número de pessoas;  $x_2$  – capital



estimado pela depreciação (10% do valor dos ativos fixos);  $x_3$  – área total dos estabelecimentos em ha;  $x_4$  – outras despesas correntes realizadas pelos produtores, chamadas de custeio. Os *outputs* consideram três tipos de produtos:  $y_1$  – produto desejável – valor total da produção;  $y_2$  – produto desejável ambiental – áreas de matas e florestas naturais preservadas nas propriedades em ha;  $b_1$  – produto indesejável ambiental – áreas das terras degradadas nas propriedades em ha (o censo não inclui as terras abandonadas).

## 4. RESULTADOS

Com base nos métodos descritos e com as variáveis selecionadas, chegou-se a resultados cujo exame foi realizado em duas partes. Na primeira, analisam-se os índices de ecoeficiência. Na segunda, avalia-se a distribuição espacial.

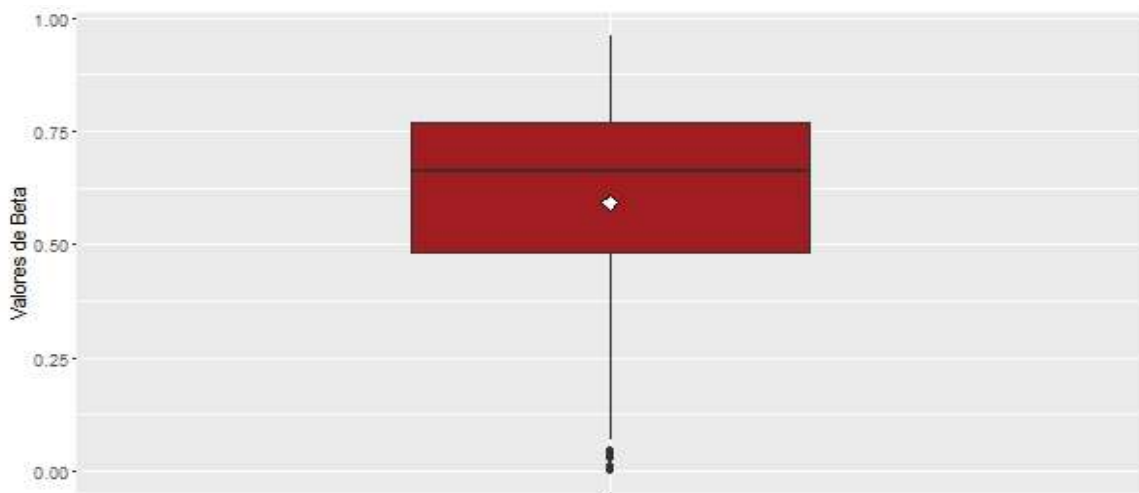
### 4.1. ÍNDICES DE ECOEFICIÊNCIA

Para os 645 municípios paulistas, foram estimados os índices de ecoeficiência  $\beta$ . Na Tabela 1, registra-se o resumo estatístico dos municípios. Observa-se que 26 municípios obtiveram um  $\beta = 0$ , indicando que essas unidades avaliadas são ecoeficientes, os *benchmarks* do estado. O índice médio é 0,59. Isso indica que, em média, os municípios paulistas podem elevar o valor da produção total e as áreas preservadas em 58%, assim como reduzir as áreas degradadas e os insumos nessa mesma proporção. Isso pode ser atingido apenas imitando os *benchmarks* da região.

Observando-se os quartis, nota-se também que 75% dos municípios de São Paulo têm um índice de ecoeficiência acima de 0,482, e 25% têm os piores índices, acima de 0,77. A mediana está em 0,6633, ou seja, 50% dos municípios do estado de São Paulo têm um nível de ecoineficiência igual ou maior a 0,6633. A amplitude dos resultados evidencia uma grande heterogeneidade na região, sendo os 26 municípios ecoeficientes caracterizados *outliers*, conforme se observa na Figura 3.

**Tabela 1.** Resumo dos índices de ecoeficiência,  $\beta$  (beta)

1º Quartil	0,4820	3º Quartil	0,7702
Média	0,5917	Desvio padrão	0,2369
Erro padrão	0,0093	Valor Mínimo (26 municípios)	0
Mediana	0,6633	Valor Máximo (1 município)	0,9617



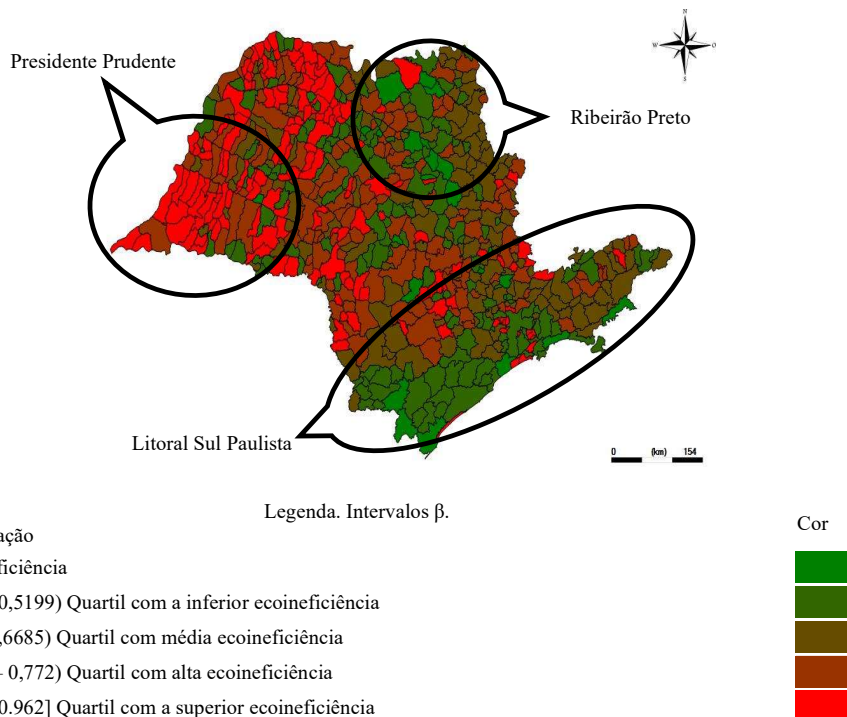
**Figura 3.** Boxplot de  $\beta$  dos municípios paulistas

A Tabela 2 também revela o desempenho das mesorregiões. Ditos resultados identificam o Litoral Sul Paulista como a região mais ecoeficiente e Presidente Prudente e Marília como as mais ecoineficientes. Essas três mesorregiões são parte do bioma Mata Atlântica. Observa-se, ainda, que Ribeirão Preto, no Cerrado, é a macrorregião com maior número de municípios ecoeficientes, com aproximadamente 31% dos municípios *benchmarks* de São Paulo.

Isso é observado com mais detalhes na Figura 4, que georreferencia a estratificação dos índices de ecoeficiência Beta dos municípios. Quanto mais claro for o verde, maior é a ecoeficiência (menor o Beta); quanto mais intenso o vermelho, mais ecoineficiente (maior o Beta). Nesse mapa, intuitivamente, já se observa a presença de autocorrelação espacial em diversas regiões. Por um lado, nota-se a homogeneidade da ecoeficiência da mesorregião do Litoral Sul Paulista. Por outro, verifica-se a relativa homogeneidade da ecoineficiência na região oeste do estado, principalmente em Presidente Prudente. Comparando a Figura 4 com a Figura 2, nota-se que não existe uma relação clara entre os biomas e os índices de ecoeficiência.

**Tabela 2.** Média dos índices  $\beta$  e número de municípios ecoeficientes por mesorregiões

Mesorregião	Média	Ecoeficientes	Mesorregião	Média	Ecoeficientes	Mesorregião	Média	Ecoeficientes
Litoral Sul Paulista	0,3097	3	Vale do Paraíba Paulista	0,5554	1	Piracicaba	0,6318	0
Ribeirão Preto	0,4835	8	Bauru	0,5854	2	São José do Rio Preto	0,6405	2
Araraquara	0,5032	2	Campinas	0,5911	2	Araçatuba	0,6558	0
Metropolitana de São Paulo	0,5126	2	Itapetininga	0,6039	1	Marília	0,6566	1
Macro Metropolitana Paulista	0,5437	2	Assis	0,6277	0	Presidente Prudente	0,7624	0



**Figura 4.** Distribuição do valor Beta de São Paulo  
**Fonte:** Autoria própria com base no software Geoda

Na Tabela 3, revelam-se os valores absolutos das melhoras necessárias para a ecoeficiência dos municípios paulistas. Esses resultados foram obtidos considerando-se tanto os índices de ecoeficiência ( $\beta$ ) quanto as folgas ( $s$  – slacks) estimadas pelo PPL (2). Fica evidente que a economia de recursos econômicos e ambientais é substancial, e o potencial de crescimento da produção não é menos importante (R\$ 15 bilhões). Ribeirão Preto destaca-se nessa tabela, uma vez que é a mesorregião com maior nível potencial de crescimento da produção ( $y_1$ ) e com 58 municípios ecoineficientes. No sentido oposto, sobressai a mesorregião metropolitana, visto que é a menos agrícola.

**Tabela 3.** Melhoras para a ecoeficiência dos municípios por mesorregiões

Mesorregião	$x_4$ – Custeio (R\$ 1000)	$x_2$ – Capital (R\$ 1000)	$x_1$ – Mão de obra	$x_3$ – Área (ha)	$b_1$ – Áreas degradadas (ha)	$y_2$ – Áreas preservadas (ha)	$y_1$ – Produção (R\$ 1000)
São José do Rio Preto	-1093298,52	-385593,7674	-121113,31	-1501945,244	-2818,20	93301,39	2294347,732
Ribeirão Preto	-2024594,158	-291400,0873	-76799,41	-1224187,28	-2727,76	111049,39	2589903,198
Araçatuba	-499939,4213	-192328,3032	-40178,20	-842780,6204	-769,27	64995,92807	915543,693
Bauru	-2369549,61	-325219,3954	-61455,41	-1308267,347	-1590,63	128133,13	1633908,309
Araraquara	-363072,148	-106119,7609	-25515,39	-332278,1061	-242,72	30591,14	748303,235
Piracicaba	-644422,3557	-128956,0915	-20021,51	-346609,1077	-270,48	35982,66	776792,578
Campinas	-584445,3004	-347637,6772	-68574,81	-602350,3322	-883,30	61683,68	1535215,338
Presidente Prudente	-926674,7411	-242686,3095	-72928,17	-1587731,487	-772,02	80282,89	1261176,952
Marília	-173592,9446	-91427,7073	-17167,59	-444737,9349	-728,55	36332,54	423524,904
Assis	-542317,5049	-157226,0469	-38271,74	-665007,6009	-485,30	40980,62	896520,589
Itapetininga	-549819,333	-206426,2561	-45265,15	-769526,032	-1916,94	109314,37	787721,225
Macro Metropolitana	-225236,2114	-148101,3339	-46572,07	-352233,8848	-865,86	49860,39	561801,461
Vale do Paraíba Paulista	-175652,2231	-96874,22393	-26220,49	-435660,3017	-1127,04	80463,20	227654,185
Litoral Sul Paulista	-47502,6781	-20262,67816	-11120,44	-109981,4008	-360,77	38469,29	230898,187
Metropolitana de S.P.	-41927,77478	-30748,20555	-13322,90	-59184,60794	-258,71	8387,73	112949,378
Total para o estado	-10262044,92	-2771007,844	-684526,58	-10582481,29	-15817,50	969828,35	14996260,97

#### 4.2. ANÁLISE EXPLORATÓRIA DE DADOS ESPACIAIS

Os índices de ecoeficiência municipais foram analisados, ainda, usando-se as técnicas de autocorrelação espacial.

O índice global de Moran, baseado numa matriz de vizinhança Queen normalizada de primeira ordem para os 645 municípios, foi positivo (0,2271) e estatisticamente significativo via distribuição normal ( $p = 0,0000$ ) e simulação de Monte Carlo ( $p = 0,0000$ ). Isso indica a existência de autocorrelação positiva entre os índices de ecoeficiência dos municípios paulistas. Em outras palavras, os municípios e seus vizinhos, no conjunto como um todo, apresentam valores de ecoeficiência próximos. Portanto, é importante considerar o espaço como fator determinante da ecoeficiência.

Para a análise dos índices de ecoeficiência com mais detalhes, utilizou-se o índice local de Moran (LISA). Os resultados estão registrados na Figura 5.

Na Figura 5A, cada município é classificado conforme sua posição em relação aos quadrantes do diagrama de Moran. A cor vermelha representa o quadrante I – Q1 (alto-alto), que reúne 273 municípios, equivalentes a 42,3% do total. A verde representa Q3 (baixo-baixo), que congrega 155 municípios (24%). A soma de ambos 428 (66,3%) confirma a maioria e a dependência espacial positiva global do desempenho econômico ambiental. Os restantes dos municípios caracterizam-se com a cor laranja, que representa Q2 (alto-baixo), e com a cor roxa, que representa o quadrante Q4 (baixo-alto). Estes últimos municípios são chamados de áreas anômalas (*outliers*), já que não seguem o mesmo processo de dependência espacial apresentado pela maioria.

Com base nessa estratificação podem-se definir quatro prioridades para a intervenção ambiental no Estado:

- maior prioridade: municípios agregados no Q1 – (AA) com altos índices de ecoineficiência;
- primeira prioridade intermediária: municípios agregados no Q4 – (BA), onde existe o problema das “ilhas de excelência”, cujas experiências devem expandir-se na vizinhança;
- segunda prioridade intermediária: municípios agregados no Q2 – (AB), onde a difusão das melhores práticas do entorno deve ser induzida;
- menor prioridade: municípios agregados no Q3 – (BB) com baixos índices de ecoineficiência.

Na Figura 5B, são visualizados os *clusters* mais significativos ( $>p = 0,05$ ) das medidas de associação local (LISA). Em outras palavras, mostram-se os municípios ou áreas onde a dependência espacial é mais pronunciada. É possível verificar a presença de dois grandes *clusters* do tipo baixo-baixo, ou seja, conglomerados que possuem níveis de ecoineficiência baixos em relação à média estadual e estão contornados por vizinhos também com baixa ecoineficiência. O maior é formado por alguns municípios das mesorregiões de Litoral Sul Paulista, Itapetininga e Metropolitana de São Paulo. A explicação desse comportamento deve estar na baixa produtividade, decorrente do fato de que essa região é de grandes declividades, com solos pobres ácidos e com baixo potencial para a agricultura extensiva. Nessa região, ainda está concentrada a maior área de florestas e vegetação nativa de São Paulo, segundo o Inventário Florestal da Vegetação Natural do Estado de São Paulo (Secretaria do Meio Ambiente/Instituto Florestal, 2005). O segundo maior *cluster* é formado pelas mesorregiões de Ribeirão Preto e Araraquara, economias fortemente voltadas para o agronegócio, com grandes agroindústrias e infraestrutura logística, onde se encontram os municípios de maior produção de cana-de-açúcar do Estado e do Brasil. Além disso, esse segundo *cluster* encontra-se na região de Cerrado, onde por lei a área de preservação da mata nativa é superior (35%) à exigida no bioma Mata Atlântica.

O mapa apresenta, também, um grande *cluster* ecoineficiente do tipo alto-alto, que deve ser considerado como a área mais crítica para a intervenção ambiental. É formado pela mesorregião de municípios de Presidente Prudente. Conforme Fundação Sistema Estadual de Dados – Seade. (2016), a economia dessa região está baseada praticamente na criação extensiva de gado, setor de grande impacto ambiental. Além disso, essa é uma das regiões de menor cobertura vegetal nativa do Estado (Secretaria do Meio Ambiente/Instituto Florestal, 2005).

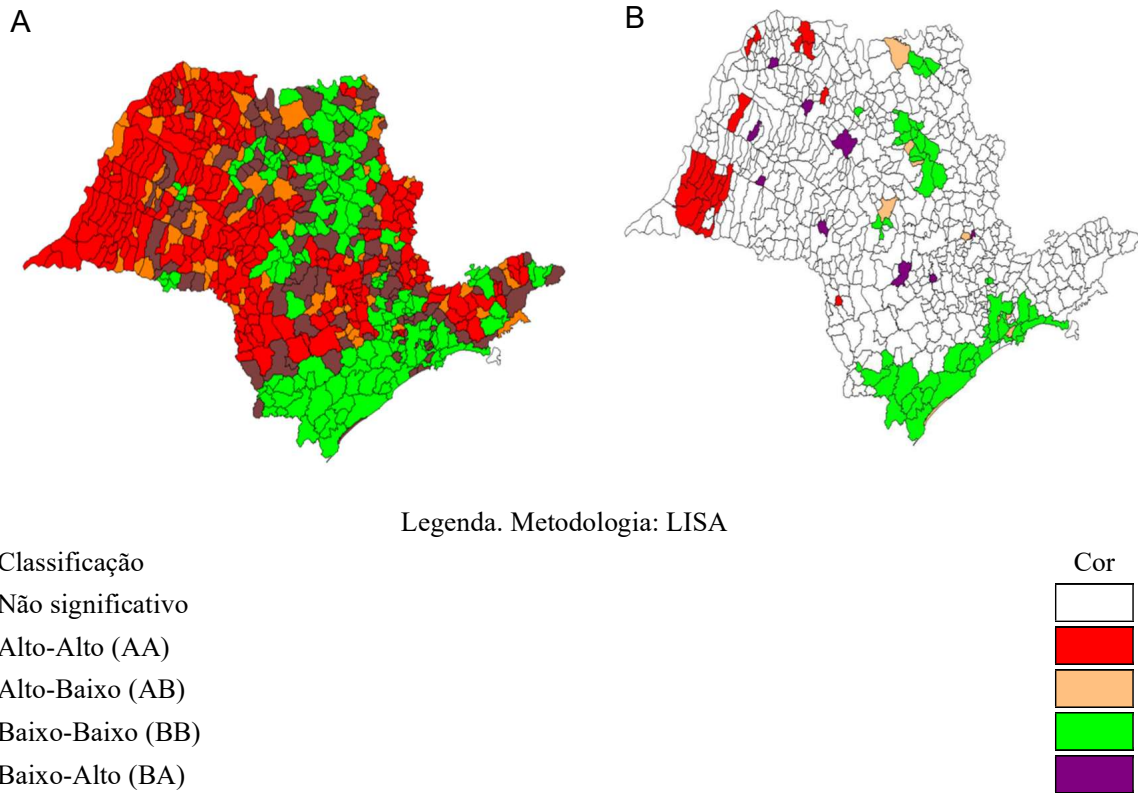


Figura 5. A, Distribuição da classificação da dependência espacial da ecoeficiência. B, Clusters espaciais para o índice de ecoeficiência

## 5. CONCLUSÕES

A presente pesquisa estimou um índice de ecoeficiência para a agropecuária do estado de São Paulo, a partir do método não paramétrico Análise Envoltória de Dados com funções distância direcionais e das técnicas Análise Exploratória de Dados Espaciais. Dessa forma, atende-se a uma importante demanda no que diz respeito ao estudo da eficiência econômico-ambiental e sua distribuição espacial.

Os resultados indicam que, em média, os municípios paulistas podem elevar a produção e as áreas de floresta em 59%, bem como reduzir as áreas degradadas e os insumos na mesma proporção, apenas tendo como referência as melhores práticas da região. Esses indicadores reforçam a hipótese de que é possível a formulação de políticas consistentes com a maximização do bem-estar social, com a finalidade de otimizar, simultaneamente, os objetivos econômicos e ambientais. Portanto, pode-se concluir que a discussão das questões econômicas e ambientais não resulta necessariamente em um *trade-off* ou um jogo de soma zero.

Os resultados da análise espacial da ecoeficiência demonstraram que não há uma relação clara entre os biomas e os índices de ecoeficiência, porém existe autocorrelação espacial entre os municípios como um todo. As melhores práticas se encontram nos municípios situados nas mesorregiões Litoral Sul Paulista e Ribeirão Preto, e as piores concentram-se na região oeste do Estado.

Mediante o índice local de Moran, verificou-se também a existência de dois grandes *clusters* significativos do tipo BB e um do tipo AA. O primeiro do tipo BB está situado nas mesorregiões Litoral Sul Paulista, Itapetininga e Metropolitana de São Paulo e o outro nas mesorregiões de Ribeirão Preto e Araraquara. O *cluster* do tipo AA situa-se na mesorregião de Presidente Prudente.

Esses resultados permitem definir níveis de prioridades para a intervenção ambiental no Estado. Além disso, indicam que as estratégias de desenvolvimento sustentável estadual devem, por um lado, considerar a dependência espacial geral, mas, por outro lado, precisam ponderar a heterogeneidade local na definição de políticas específicas para cada região.

Cabe ressaltar, ainda, que algumas cautelas devem ser tomadas no uso dos resultados encontrados. As ferramentas utilizadas, como qualquer outra, têm limitações. Por um lado, a análise espacial foi realizada por municípios, o que impede identificar heterogeneidade inframunicipal, no nível de propriedade produtiva. Por outro lado, conforme explicitado por Rosano-Peña e Daher (2015), a análise envoltória de dados, por ser uma técnica determinística e estimar índices relativos em relação às melhores práticas, é muito suscetível aos dados utilizados. Isso significa que os resultados estão condicionados às unidades avaliadas, às variáveis utilizadas no trabalho e ao princípio de que todos os demais fatores envolvidos são idênticos. O acréscimo ou a exclusão de unidades e variáveis podem derivar outros resultados.

Para finalizar, é necessário frisar que a extensão das metodologias utilizadas abre novas oportunidades para trabalhos futuros. A esperada publicação dos dados do censo de 2017 permitirá, por exemplo, analisar o desempenho da ecoeficiência ao longo do tempo, os efeitos de transbordamento e a difusão das mudanças tecnológicas, bem como a trajetória temporal das brechas entre as melhores e as piores práticas com tendência a convergir ou divergir.

## REFERÊNCIAS

- Alencar, P. A., Rosano-Peña, C., Guarnieri, P., & Serrano, A. L. M. (2019). Ecoeficiência e preço sombra das emissões de gases de efeito estufa na suinocultura brasileira. *Revista em Agronegócio e Meio Ambiente*, 12(2), 377-408.
- Almeida, E. S. D. (2004). *Curso de econometria espacial aplicada*. Piracicaba: ESALQ-USP.
- Angulo-Meza, L., González-Araya, M., Iriarte, A., Rebolledo-Leiva, R., & Mello, J. C. S. de (2019). A multiobjective DEA model to assess the eco-efficiency of agricultural practices within the CF+DEA method. *Computers and Electronics in Agriculture*, 161, 151-161.
- Anselin, L. (1995). Local indicators of spatial association – LISA. *Geographical analysis*, 27(2), 93-115.
- Anselin, L., Syabri, I., Smirnov, O., & Ren, Y. (2002). Visualizing spatial autocorrelation with dynamically linked windows. *Computing Science and Statistics*, 33, 1-20.
- Arandia, A., & Aldanondo-Ochoa, A. (2011). Pollution shadow prices in conventional and organic farming: an application in a Mediterranean context. *Spanish Journal of Agricultural Research*, 9(2), 363-376.
- Baumont, C., Ertur, C., & Le Gallo, J. (2004). Spatial analysis of employment and population density: the case of the agglomeration of Dijon 1999. *Geographical analysis*, 36(2), 146-176.
- Campos, S. A. C., Coelho, A. B., Gomes, A. P., & Mattos, L. B. de (2014). Eficiência e custos associados à adequação ambiental para a produção láctea em Minas Gerais. *Organizações Rurais e Agroindustriais*, 16(3), 324-342.
- Chung, Y. H., Färe, R., & Grosskopf, S. (1997). Productivity and undesirable outputs: a directional distance function approach. *Journal of Environmental Management*, 51(3), 229-240.
- Costa, C. C. de M., Almeida, A. L. T. de, Ferreira, M. A. M., & Silva, E. A. (2013). Determinantes do desenvolvimento do setor agropecuário nos municípios. *Revista de Administração*, 48(2), 295-309.

- Delgado, G. C. (2001). Expansão e modernização do setor agropecuário no pós-guerra: um estudo da reflexão agrária. *Estudos avançados*, 15(43), 157-172.
- Dong, F., Mitchell, P. D., & Colquhoun, J. (2015). Measuring farm sustainability using data envelope analysis with principal components: The case of Wisconsin cranberry. *Journal of environmental management*, 147, 175-183.
- Färe, R., & Grosskopf, S. (2000). Theory and application of directional distance functions. *Journal of productivity analysis*, 13(2), 93-103.
- Färe, R., Grosskopf, S., & Weber, W. L. (2006). Shadow prices and pollution costs in US agriculture. *Ecological economics*, 56(1), 89-103.
- Fundação Sistema Estadual de Dados – Seade. *Economia*. <http://produtos.seade.gov.br/produtos/anuario>
- Gomes, E. G. (2008). Uso de modelos DEA em agricultura: revisão da literatura. *Engevista*, 10, 27-51.
- Ho, T. Q., Hoang, V. N., Wilson, C., & Nguyen, T. T. (2018). Eco-efficiency analysis of sustainability-certified coffee production in Vietnam. *Journal of cleaner production*, 183, 251-260.
- Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística - IBGE. (2010). *Censo agropecuário 2006*. Rio de Janeiro: IBGE.
- Instituto de Manejo e Certificação Florestal e Agrícola (2015). *Documento de análise: evolução das emissões de gases de efeito estufa no Brasil (1970-2013): setor de agropecuária*. São Paulo: Observatório do Clima.
- Lampe, H. W., & Hilgers, D. (2015). Trajectories of efficiency measurement: A bibliometric analysis of DEA and SFA. *European Journal of Operational Research*, 240(1), 1-21.
- Maffei, F. (2010). *Diversidade e uso do habitat de comunidades de anfíbios anuros em Lençóis Paulista, Estado de São Paulo*. (Dissertação de mestrado, Universidade Estadual Paulista, Botucatu, SP, Brasil).
- Orea, L., & Wall, A. (2017). A Parametric Approach to Estimating Eco-Efficiency. *Journal of agricultural economics*, 68(3), 901-907.
- Padrão, G. A., Campos, S. A. C., Lirio, V. S., & Silva, M. L. (2012). Environmental efficiency and opportunity cost of the Forest Code for the Amazon. In *RIO+ 20-International Society for Ecological Economics Conference*. International Society for Ecological Economics Conference, Rio de Janeiro.
- Intergovernmental Panel on Climate Change – IPCC. (2006). N<sub>2</sub>O emission from managed soils and CO<sub>2</sub> emission from lime and urea application. In: *Guidelines for National Greenhouse Gas Inventories. Agriculture, Forestry and Other Land Use*. Geneva, Switzerland: IPCC. p. 11.1-11.54, vol. 4.
- Rosano-Peña, C., & Daher, C. E. (2015). The Impact of Environmental Regulation and Some Strategies for Improving the Eco-Efficiency of Brazilian Agriculture. In *Decision Models in Engineering and Management* (pp. 295-322). Springer, Cham.
- Rosano-Peña, C., Serrano, A. L. M., Britto, P. A. P. de, Franco, V. R., Guarnieri, P., & Thomé, K. M. (2018). Environmental preservation costs and eco-efficiency in Amazonian agriculture: Application of hyperbolic distance functions. *Journal of cleaner production*, 197, 699-707.
- Rybczewska-Błażejowska, M., & Gierulski, W. (2018). Eco-efficiency evaluation of agricultural production in the EU-28. *Sustainability*, 10(12), 4544.
- Secretaria do Meio Ambiente/Instituto Florestal. (2005). *Inventário Florestal da Vegetação Natural do Estado de São Paulo*. São Paulo: Imprensa oficial.

- 
- Tilman, D. (1999). Global environmental impacts of agricultural expansion: the need for sustainable and efficient practices. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 96(11), 5995-6000.
- Tobler, W. R. (1979). Smooth pycnophylactic interpolation for geographical regions. *Journal of the American Statistical Association*, 74(367), 519-530.
- Valcarce, E. V., & Serrano, R. M. (2000). *La utilidad de la Econometría Espacial en el ámbito de la Ciencia Regional. Documento de Trabajo 2000-13, Mayo* Barcelona: Universidad de Barcelona.
- Van Passel, S., Nevens, F., Mathijs, E., & Van Huylenbroeck, G. (2007). Measuring farm sustainability and explaining differences in sustainable efficiency. *Ecological Economics*, 62(1), 149-161.
- Van Passel, S., Van Huylenbroeck, G., Lauwers, L., & Mathijs, E. (2009). Sustainable value assessment of farms using frontier efficiency benchmarks. *Journal of Environmental Management*, 90, 3057-3069.
- Verfaillie, H. A. & Bidwell, R. (2000). *Measuring eco-efficiency: a guide to reporting company performance*. Geneva, Switzerland: World Business Council for Sustainable Development.
- Xing, Z., Wang, J., & Zhang, J. (2018). Expansion of environmental impact assessment for eco-efficiency evaluation of China's economic sectors: An economic input-output based frontier approach. *Science of the Total Environment*, 635, 284-293.
- Zhang, B., Bi, J., Fan, Z., Yuan, Z., & Ge, J. (2008). Eco-efficiency analysis of industrial system in China: A data envelopment analysis approach. *Ecological Economics*, 68(1-2), 306-316.