



AUTOCORRELAÇÃO E HETEROGENEIDADE ESPACIAL DA ECOEFICIÊNCIA AGROPECUÁRIA NOS MUNICÍPIOS DO BIOMA AMAZÔNIA

Carlos Rosano Peña

UnB – Departamento de Administração
gmcrosano@gmail.com

José Márcio Carvalho

UnB – Departamento de Administração
jmcarvalho1708@gmail.com

Joanilio Rodolpho Teixeira

UnB – Departamento de Economia
joanilioteixeira@hotmail.com

Carlos Alexandr Rosano de Almeida

UnB – Departamento de Administração
crosano@unb.br

Grupo de Pesquisa: Questão ambiental, agroecologia e sustentabilidade

Resumo

A ecoeficiência agropecuária, evidenciando o quanto se produz em relação ao quanto se poderia produzir com o menor impacto ambiental e uso de recursos naturais, é fortemente marcada por efeitos espaciais. Este trabalho estima e analisa espacialmente um indicador de ecoeficiência agropecuária dos municípios do Bioma Amazônia. Para tanto, utilizaram-se funções distância direcionais com o método Análise Envoltória de Dados – DEA e técnicas de análise de dados espaciais. Dos resultados, derivam-se duas inferências. 1) O índice de ecoeficiência constata as possibilidades de maximizar simultaneamente os objetivos econômicos e ambientais, apenas imitando as melhores práticas da região. 2) Ficou evidenciada a existência de correlação espacial do índice de ecoeficiência e a presença de três grandes clusters territoriais. Com base nestas informações, podem ser definidas estratégias para a intervenção ambiental local e regional com a finalidade de otimizar a sustentabilidade da agropecuária da região.

Palavras-chave: ecoeficiência, dependência espacial, agropecuária, bioma Amazônia.

Abstract

Agricultural eco-efficiency, can show how much is produced in relation to how much could be produced with the lowest environmental impact and use of natural resources. It is a concept that is strongly marked by spatial effects. This work estimates and analyzes spatially, an indicator of agricultural and livestock eco-efficiency of the municipalities of the Amazon Biome, for this purpose, we used directional distance functions with the Data Envelopment Analysis (DEA) method associated with spatial data analysis techniques. From the results, two inferences are reached. 1) The eco-efficiency indexes show the possibilities of maximizing both



economic and environmental objectives, this happens by imitating the best practices in the region. 2) It became clear the existence of spatial correlation of the eco-efficiency index and also the presence of three large territorial clusters. Based on these results, information or strategies for local and regional environmental intervention can be structured with the aim to optimize the sustainability of the region's agriculture and livestock.

Key words: *ecoefficiency, spatial dependence, agriculture and livestock, Amazon biome*

1. Introdução

É notória a crescente preocupação mundial com os problemas ambientais decorrentes da expansão das fronteiras agrícolas e da intensificação da produção agropecuária na Amazônia brasileira. Paradoxalmente, a “Revolução Verde” nesta região largamente induziu externalidades relacionadas ao desflorestamento, perda da biodiversidade, poluição e esgotamento de recursos hídricos, desertificação e erosão do solo e, consequentemente, crescimento da emissão de gases do efeito estufa e do risco da mudança climática global (BARRETO et al., 2006).

Não obstante, a agropecuária brasileira, como uma das maiores exportadoras de alimento do mundo, ainda enfrenta outro desafio: a necessidade de aumentar a produção de alimentos para atender o crescimento da população do planeta e a desnutrição ou subnutrição que assola milhões de pessoas. Estima-se que a produção agrícola mundial terá que aumentar em 70% até 2050 para alimentar uma população que deverá ser superior a 9 bilhões (FAO, 2009).

Para confrontar esse duplo desafio, a agricultura brasileira, e em especial a amazônica, deve alterar suas velhas estratégias e práticas a partir de um novo paradigma, capaz de manter e expandir as conquistas da Revolução Verde e, ao mesmo tempo, minimizar a degradação ambiental. É necessária uma segunda revolução ainda mais verde, mais ecoeficiente.

O estudo da ecoeficiência e a definição de estratégias para transformações de uma certa região remetem à seguinte pergunta: o desempenho econômico ambiental observado em uma área está imune ao que acontece nas áreas vizinhas? Vários estudos sugerem que a resposta seja não (PONSARD, 1983). Isso acontece porque as unidades espaciais no processo produtivo interagem uma com as outras, forma redes de relacionamento e simbioses espaciais que geram vantagens mútuas com a cooperação.

Dessa forma, este artigo busca investigar a presença de autocorrelação e heterogeneidade espacial de um indicador de ecoeficiência nos municípios do Bioma Amazônia. A ecoeficiência indica em quanto é possível, satisfazendo o conceito ótimo de Pareto, maximizar concomitantemente os objetivos econômicos e ambientais, tendo como referência as melhores práticas da região. Para estimar a ecoeficiência, utiliza-se funções distância direcionais com o método Análise Envoltória de Dados - DEA, a partir das variáveis clássicas da atividade agropecuária e da internalização de três externalidades (uma positiva e duas negativas). 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 de dados espaciais.



2. REFERENCIAL TEÓRICO

A agropecuária é uma atividade multifuncional com um forte impacto no ecossistema. Como qualquer outro processo produtivo, a agropecuária pode ser caracterizada como a combinação e transformação de um conjunto de insumos (inputs) num novo conjunto de bens e serviços (outputs) demandado pela sociedade. No entanto, neste processo, geram-se ainda pressões ambientais, efeitos colaterais que beneficiam e prejudicam pessoas e regiões que não estão diretamente envolvidas. Estes efeitos são chamados de externalidades porque originam custos não internalizados nos preços de mercado e na estimativa dos lucros da empresa.

Segundo Coase (1960), a falha de mercado (decorrente da informação assimétrica e da ausência de direitos de propriedade bem definidos e preços de mercado para estes efeitos) explica o surgimento das externalidades. Estas podem ser de dois tipos: positivos e negativos. São positivos quando as pessoas e regiões não envolvidas, involuntariamente se beneficiam; por exemplo, as áreas preservadas de florestas nas propriedades pública e privadas geram serviços ambientais que contribuem com a preservação dos recursos hídricos e o sequestro de carbono. São negativos quando afetam a natureza e bem-estar ou ganho dos demais agentes e regiões econômicas; por exemplo, os impactos nocivos do desmatamento da floresta e da monocultura na biodiversidade e preservação do solo e da água.

Para Pigou (1920), a existência de externalidades inibe a alocação eficiente dos recursos e a maximização do bem-estar. Quando os benefícios sociais excedem os benefícios privados (situação chamada por Pigou como efeitos positivos), a empresa tenderá a produzir menos do que é o socialmente desejável, já que está recebendo menos pela utilidade fornecida por seus produtos. Pelo contrário, quando os benefícios privados superam os benefícios sociais (efeitos negativos) a empresa buscará produzir mais do que é o socialmente desejável, uma vez que efetivamente está transferindo uma parte dos seus custos para terceiros. A correção desta falha do mercado, na opinião de Pigou, justifica a intervenção do Estado, que deve toma a forma de um subsídio para as empresas que produzem externalidades positivas e de tributo no caso de externalidades negativas.

Em complementação à teoria de Pigou, Coase (1960) observou que a correção das externalidades não deve limitar-se a um sistema de punição e recompensa, norteados exclusivamente pela política fiscal do Estado. Coase ressaltou que uma livre negociação entre beneficiados e prejudicados poderia resolver parcela significativa dos problemas das externalidades. Contudo, os fatos evidenciam que nem as políticas de Pigou nem as de Coase são suficientes para solucionar os problemas das externalidades.

Diante do agravamento dos problemas ambientais, outra estratégia que emerge com força é o benchmarking. Este conceito ajuda a identificar as melhores práticas e ameniza a assimetria de informação. Pode mostrar ao produtor, ao município, ao estado ou mesmo ao país como um todo, o quanto é possível minimizar o uso dos recursos naturais e os impactos ambientais e simultaneamente maximizar a geração dos produtos desejados. Assim, chega-se



ao indicador chamado de eficiência econômica ambiental ou simplesmente ecoeficiência (WBCSD, 2000). A eficiência é entendida como um indicador para um conjunto de unidades produtivas que evidencia o quanto se produz em relação ao quanto se poderia produzir com o menor impacto ambiental e uso de recursos naturais.

Uma das técnicas mais empregadas para se avaliar a ecoeficiência é Análise envoltória de dados, mais conhecido por sua sigla anglo-saxônica DEA.

2. 1. Avaliação da ecoeficiência com Análise envoltória de dados

A DEA é uma técnica não-paramétrica para avaliar a eficiência de unidades tomadoras de decisão homogenias (decision making unit - DMU) com base em programação matemática, que foi inicialmente proposta por Charnes et al. (1978). Sua ideia básica é comparar a produtividade de cada DMU com as produtividades das melhores práticas de uma amostra. A máxima produtividade está determinada pela tecnologia existente em cada ponto no tempo e espaço. Portanto, a DEA, em primeiro lugar, constrói uma fronteira tecnológica formada pelas melhores práticas produtivas e, posteriormente, estima um índice de eficiência com base na posição relativa de cada DMU em relação a esta fronteira.

A fronteira se estabelece através do conjunto de possibilidade de produção (CPP). Esse conjunto incorpora os vetores *inputs* utilizados ($\mathbf{x}_i \in R_+^n$) e os *outputs* produzidos ($\mathbf{u}_i \in R_+^m$) nas i DMUs observadas num determinado ponto no tempo e espaço. Aqui $\mathbf{u}_i = (\mathbf{y}_i, \mathbf{b}_i)$, onde $\mathbf{y}_i \in R_+^p$ é o subvetor de produtos desejados (*good outputs*), $\mathbf{b}_i \in R_+^q$ é o dos indesejados (*bad outputs*) e $m=p+q$. Formalmente,

$$\text{CPP} = \{(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{b}): \mathbf{x} \text{ pode produzir } (\mathbf{y}, \mathbf{b}) \wedge \mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{b} \geq 0\}. \quad (1)$$

Este CPP, além das propriedades clássicas da teoria da produção, formuladas por Grosskopf (1986), deve cumprir três outras propriedades para a análise da ecoeficiência. Segundo Picazo-Tadeo et al. (2012), estas propriedades são:

- i) A ausência de tecnologias 100% limpas determina que as atividades econômicas sempre geram impactos no ecossistema. A única alternativa para não poluir o ambiente é não produzir, ou seja, os produtos desejáveis e indesejáveis são complementares.
- ii) Vigorando o comportamento ecoeficiente das unidades produtivas, a redução dos dois tipos de outputs é possível, mas a eliminação isolada dos produtos indesejáveis é impossível sem infringir o princípio eficiência ótima de Pareto. Isto significa que a eliminação de poluentes envolve uma compensação (trade-off), um custo medido em termos de



oportunidades, como o valor em que deve ser reduzido o produto desejado (y) máximo possível com os recursos disponíveis para mitigar o impacto ambiental (b).

iii) Havendo falhas de mercado e ecoineficiência gera-se uma quantidade maior de poluentes (b) com a mesma quantidade de y e x . Portanto, a redução do output indesejável não implica necessariamente a diminuição do produto desejável, sendo o custo de oportunidade da redução do impacto ambiental nulo neste caso.

As propriedades do CPP determinam um espaço multidimensional R_+^{n+m} formado por uma fronteira e os eixos das variáveis envolvidas (x , y , b). A fronteira corresponde ao maior nível de produção de produtos desejáveis (*good output*) admissível com determinados níveis de *input* e produtos indesejados ou, alternativamente, a menor quantidade de *inputs* e subprodutos possível para produzir um dado vetor produtos desejáveis (*good output*). Isso significa que as DMUs ecoeficientes formam a fronteira do CPP. O subconjunto de unidades ineficientes localiza-se entre a fronteira e os eixos. Portanto, a ecoineficiência de uma DMU pode ser medida pela distância que a separa da fronteira do CPP. Em outras palavras, pode-se mensurar a ecoineficiência de uma DMU por meio da comparação do seu desempenho com as melhores práticas e estimar as melhorias necessárias que as unidades ineficientes devem realizar para se tornarem parte da fronteira.

Com a finalidade de estimar a ecoeficiência vs ecoineficiência, Zhang et al. (2008), recomendam a utilização da DEA com funções distância direcionais sugeridas por Chung, Färe e Grosskopf (1997). Este modelo surge como uma poderosa ferramenta para incorporar os produtos indesejados na teoria tradicional de produção e como uma das formas mais flexíveis para otimizar simultaneamente o desempenho de todas as dimensões, permitindo definir a direção da projeção para fronteira eficiente.

Para Chung et al. (1997), a função distância direcional para o caso da eficiência econômico ambiental pode ser expressa da seguinte forma:

$$D=(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{b}; -g_x, g_y, -g_b) = \text{Max} \{ \beta : (\mathbf{x} - \beta g_x, \mathbf{y} + \beta g_y, \mathbf{b} - \beta g_b) \in \text{CPP} \} \quad (2)$$

em que: $\mathbf{g} = (-g_x, g_y, -g_b)$ é o vetor que determina a direção da projeção desejada para a fronteira eficiente e; β é o valor ótimo a ser estimado e indicará o percentual em que a DMU avaliada poderia incrementar todos os produtos desejáveis e reduzir simultaneamente os insumos e externalidades negativas quando a direção, *a priori* definida pelo pesquisador (ou tomador de decisão), do vetor direção é $(-g_x = 1, g_y = 1, -g_b = 1)$.

Representando a distância da fronteira, β é maior ou igual a zero: $\beta = 0$ significa que a unidade avaliada é eficiente; se $\beta > 0$ é ineficiente. Desta forma, por exemplo, um índice de $\beta = 0,30$ indica que a DMU avaliada para ser ecoeficiente e atingir a maior produtividade deverá elevar o valor dos produtos desejados ($\mathbf{y}$) em 30%, assim como reduzir os produtos indesejados ($\mathbf{b}$) e os insumos ($\mathbf{x}$) nesta mesma proporção.



Para cada DMUⁱ, β é calculado resolvendo o seguinte problema de programação linear (PPL).

$$D=(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{b}; -g_x, g_y, -g_b) = \text{Max } \beta \quad (3)$$

s.a:

$$(1 + \beta g_y) * \mathbf{y}^i \leq \mathbf{Yz} \quad (3.1)$$

$$(1 - \beta g_b) * \mathbf{b}^i \geq \mathbf{Bz} \quad (3.2)$$

$$(1 - \beta g_x) * \mathbf{x}^i \geq \mathbf{Xz} \quad (3.3)$$

$$\mathbf{z} \geq 0 \quad (3.4)$$

em que: $\mathbf{z}$ é o vetor de intensidade de cada DMU na definição da fronteira eficiente, formada pelas combinações lineares das melhores práticas; $X_{(n \times k)}$, $Y_{(p \times k)}$ e $B_{(q \times k)}$ representam as matrizes *inputs*, *outputs* desejáveis e *outputs* indesejáveis, respectivamente, da amostra das k DMUs analisadas.

A medida de ecoeficiência (3), contemplando a existência de retornos constante de escala, estima a eficiência em relação à maior produtividade, chamada de eficiência técnica global (ET). A imposição dos rendimentos variáveis de escala em (3) exige apenas a inclusão da restrição $\sum z = 1$. E desta forma, obtém-se a eficiência técnica pura (ETP), que desconsidera a ineficiência decorrente do porte (tamanho) inadequado, variável, muitas vezes, não controlada pelos gestores.

Observa-se ainda que, para cada vetor direcional estabelecido *a priori*, dependendo dos objetivos do tomador de decisão, as funções distância direcionais permitem calcular diferentes medidas de eficiência, que projetam as DMUs ecoineficientes na fronteira, satisfazendo o conceito ótimo de Pareto, ou seja, em outras palavras quando é impossível, com uma dada tecnologia, melhorar a situação de uma dimensão sem degradar a situação de qualquer outra. Essa flexibilidade, segundo Rosano-Peña e Daher (2015), permite encontrar os máximos objetivos das dimensões da sustentabilidade ambiental. A Tabela 1 registra sete possíveis combinações do vetor direcional com seus diferentes objetivos. Neste artigo, trabalhar-se-á com a primeira combinação devido às restrições de espaço.

Tabela 1. Vetores direcionais e objetivos para maximizar a ecoeficiência.

Nº	Combinações	Objetivos
1	D_u (0, 1, 1)	Maximizar y e minimizar b com vetores fixos de x
2	D_y (0, 1, 0)	Maximizar y com vetores fixos de x e b
3	D_b (0, 0, 1)	Minimizar b com vetores fixos de x e y
4	D_{iu} (1, 1, 1)	Maximizar y e minimizar simultaneamente x e b
5	D_{iy} (1, 1, 0)	Maximizar y e minimizar x com vetores fixos de b
6	D_{ib} (1, 0, 1)	Minimizar b e x com vetores fixos de y
7	D_{oi} (1, 0, 0)	Minimizar x com vetores fixos de y e b

Fonte: Rosano-Peña e Daher (2015)



2.2 Análise de Dados Espaciais

A análise da ecoeficiência agropecuária tem conotações espaciais indiscutíveis. O nível de produção, as pressões ambientais, o consumo de recursos, e as outras inúmeras variáveis do setor estão condicionados a um determinado lugar no espaço geográfico e geram fluxos de inter-relações entre diferentes pontos no espaço através dos mercados, infraestrutura, dentre outros fatores. Portanto, uma análise espacial da ecoeficiência é indispensável.

Para Anselin, Syabri e Smirnov (2002) a análise espacial de dados usa um conjunto de estatísticas, mapas e gráficos que descreve e visualiza as distribuições espaciais das variáveis analisadas, identificando pontos atípicos, formas de associação (autocorrelação espacial) e estruturas no espaço geográfico (conglomerados espaciais).

A autocorrelação espacial evidencia uma relação entre o que acontece em um determinado ponto no espaço e o que acontece em outros lugares no mesmo espaço (Anselin, 1988). Esta correlação pode ser positiva ou negativa.

A autocorrelação espacial positiva ocorre quando os valores de uma variável em algumas regiões tendem a ser semelhante aos valores de seus vizinhos. Neste caso, pode se dizer que há um efeito de "contágio ou difusão" que favorece a propagação de um fenômeno em particular em determinada área geográfica estudada. Um exemplo de autocorrelação espacial positiva é o fenômeno que ocorre quando um grande abatedouro industrial com capacidade superior à produção pecuária de seu município induz o crescimento da produção de gado de corte dos municípios do entorno. Este fenômeno é chamado com frequência efeito *spillover* ou transbordamento.

Pelo contrário, há autocorrelação espacial negativa quando as regiões próximas têm valores muito diferentes na variável analisada, de tal forma que algumas áreas com quantias altas são cercadas por outras áreas onde a variável toma quantias reduzidas, e vice-versa. Neste caso, observa-se um efeito de "absorção ou concentração", o que faz com que o fenômeno em estudo se manifesta mais fortemente neste espaço e com muito menos intensidade nas outras áreas geográficas contíguas. Um exemplo de autocorrelação negativa espacial é a situação que ocorre quando algumas áreas agrícolas têm recursos naturais e atrativos muito mais numerosos (água, fertilidade do solo, etc) e de qualidade muito superior aos recursos e atrações das áreas vizinhas. Isto faz com que a produção se concentre nas primeiras, absolvendo recursos das segundas (ex. mão de obra qualificada). Neste caso, formam-se as chamadas "ilhas de excelência". Tendências opostas resultam nas chamadas "ovelhas negras" que são unidades geográficas de baixo desempenho cercadas por unidades de melhor desempenho.



Além disso, é possível ausência de correlação espacial. Isto pode ocorrer quando os valores da variável analisada são distribuídos de forma aleatória em todo o território analisados (aleatoriedade espacial), de modo que as quantias elevadas (ou baixas) não estão localizadas num espaço próximo geograficamente e não existe uma alternância espacial de valores altos e baixos.

Uma questão de essencial importância na análise e correlação espacial é a determinação da contiguidade ou vizinhança das unidades espaciais consideradas. Para isto usa-se a matriz de proximidade espacial, também chamada matriz de vizinhança. Dado um conjunto de n áreas $\{A_1, \dots, A_n\}$, a matriz $W_{(n \times n)}$ de vizinhança é formada por elementos w_{ij} que representam a proximidade entre A_i e A_j e podem tomar valores binários (zero ou um). Deste modo, se duas unidades espaciais (A_i e A_j) são vizinhas é atribuído o valor 1 para w_{ij} , e se não, $w_{ij}=0$. Por conveniência, w_{ij} pode ainda ser normalizado por linha, em que a soma dos elementos de cada linha da matriz é igual a um (Anselin, 1995).

Existem diferentes formas de definir a vizinhança de duas unidades espaciais. As mais populares seguem o movimento de algumas peças de xadrez: torre, bispo, rainha. Essas formas basicamente refletem vizinhança de primeira ordem. Mas, quando as unidades espaciais são pequenas, também, podem considerar a segunda ordem de contiguidade (os vizinhos dos vizinhos), terceira ordem, e assim por diante.

A partir desta matriz, é possível extrair diferentes medidas de correlação espacial e testar a hipótese nula de não autocorrelação espacial (isto é, a aleatoriedade espacial) contra a hipótese alternativa de autocorrelação espacial (positivo ou negativo). O índice global Moran é o mais conhecido e utilizado na prática. Esse índice caracteriza-se por fornecer uma medida geral da associação espacial existente no conjunto dos dados. A expressão para o cálculo do índice global Moran está apresentada a seguir (ANSELIN, SYABRI & SMIRNOV, 2002):

$$I_i = \frac{N \sum_i \sum_j w_{ij} (z_i - \bar{z})(z_j - \bar{z})}{(\sum_i \sum_j w_{ij}) \sum_i (z_i - \bar{z})^2} \quad (4)$$

em que: N é o total de áreas; w_{ij} é o elemento da matriz de vizinhança W para o par i e j ; z_i e z_j denotam os valores observados da variável estudada para os municípios i e j respectivamente; e $\bar{z}$ é a média dos valores observados.

Normalmente, com o objetivo de facilitar a sua interpretação, o índice global de Moran é normalizado, subtraindo-se do valor médio e dividindo a diferença pelo desvio padrão. Desta forma, se seu valor é maior do que 1,96, a um nível de significância de 5%, pode-se concluir que os dados têm autocorrelação espacial positiva. No entanto, se o valor normalizado é negativo e estatisticamente significativo (menos de - 1,96, para 5 % de nível de significância) pode dizer que os dados têm autocorrelação espacial negativa. Finalmente, se o



valor normalizado está no intervalo $[-1,96; 1,96]$ pode aceitar a hipótese nula de aleatoriedade espacial.

Uma das formas de interpretar a estatística I de Moran é por meio de seu diagrama de dispersão. Conforme o plano cartesiano da Figura 1, ele apresenta, nas abscissas, o valor normalizado da variável estudada z para cada uma das unidades; nas ordenadas, a média do valor padronizado da mesma variável para os vizinhos desta unidade W_z . Assim, dependendo da posição das observações nos quatro quadrantes do gráfico, pode-se determinar o padrão de dependência espacial existente. Se os valores representados são distribuídos ao longo de todos os quatro quadrantes, pode-se dizer que não há nenhuma correlação espacial. Se a nuvem de pontos está em torno da diagonal do primeiro (canto superior direito do gráfico) e o terceiro quadrante (inferior esquerdo), é uma indicação clara da existência de autocorrelação espacial positiva. Quando os valores representados se situam em torno da diagonal do segundo quadrante (inferior direita) e do quarto quadrante (superior esquerdo), pode-se falar de autocorrelação espacial negativa. Enfim, o gráfico ajusta uma linha de regressão à nuvem de pontos, de tal forma que a inclinação da linha de regressão coincide com o valor do índice global Moran. Para o exemplo da Figura 1, esse índice é 0,88. Assim, quanto maior for a inclinação da linha, maior será o valor de autocorrelação espacial e vice-versa.

Quando muitas unidades espaciais são analisadas é provável que ocorra diferentes regimes de autocorrelação espacial nas sub-regiões estudadas. Isto pode mascarar vários padrões locais de autocorrelação espacial. Nesses casos, os índices globais de Moran não seriam suficientes para explicar a distribuição espacial da região estudada. Diante de situações, Anselin (1995) sugere um novo indicador que tem a capacidade de observar os padrões locais de associação linear, estatisticamente significantes, indicando a existência de cluster espacial local e regiões que mais contribuem para a existência de autocorrelação espacial. O indicador LISA (Local Indicator of Spatial Association) faz a decomposição do indicador global de autocorrelação na contribuição local de cada observação em quatro categorias, cada uma individualmente correspondendo a um quadrante no diagrama de dispersão de Moran. Assim, como indicado por Moreno e Vaya (2000), as informações fornecidas pelos índices globais e locais de autocorrelação espacial são claramente complementares.

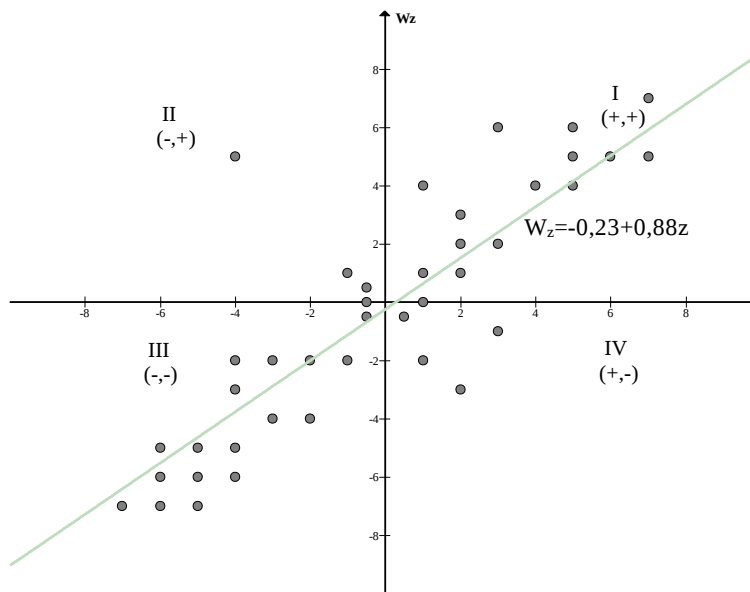


Figura 1. Diagrama de dispersão de Moran

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

$$I_i = \frac{(z_i - \bar{z}) \sum_j w_{ij} (z_j - \bar{z})}{(\sum_i (z_i - \bar{z})^2) / n} \quad (5)$$

Uma vez que o índice local de Moram é normalizado, a sua interpretação é muito semelhante ao índice global. Assim, caso o índice local normalizado seja estatisticamente significativo e positivo, pode-se confirmar e se visualizar no mapa a presença de um conglomerado de valores semelhantes à volta da unidade espacial i. Por outro lado, caso ele seja estatisticamente significativo, mas negativo, pode-se ratificar e evidenciar a presença de um conglomerado de valores diferentes em torno da unidade espacial i (atípicos espaciais).

3. OBJETO DE ESTUDO E VARIÁVEIS

O objeto de estudo desta pesquisa é a agropecuária dos 528 municípios que formam o bioma Amazônia, segundo a Portaria nº 145, de 2 de junho de 2008 do Ministério do Meio Ambiente – MMA (BRASIL, 2008).

Este bioma caracteriza-se por uma grande biodiversidade, integrada pela Floresta Amazônica e bacia hidrográfica do Rio Amazonas. Segundo o site do Instituto Brasileiro de Floresta (2017), este bioma é o maior do Brasil (ver Figura 2) e abrange 4,1 milhões de km², equivalente a 49,9% do território brasileiro. Abrigando 21 milhões de habitantes, ocupa a totalidade dos estados de Acre, Amapá, Amazonas, Pará, Rondônia e grande parte de Roraima (99%), Mato Grosso (54%), Maranhão (34%) e Tocantins (9%).



Este estudo se sustenta nas informações georreferenciadas do último censo agropecuário, realizado em 2006 (IBGE, 2010) para os 528 municípios que formam o conjunto de DMUs deste estudo. Para cada DMU se considerou os *inputs* e *outputs* clássicos do setor, mas se inovou incorporando uma externalidade positiva e duas negativas.

Como na maioria dos casos que estuda a eficiência agropecuária (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* desejáveis e indesejáveis foram seis tipos:

- y_1 - Valor da produção animal;
- y_2 - Valor da produção vegetal;
- y_3 - Valor da produção de outras atividade da propriedade;
- y_4 - Produto desejável ambiental (*proxy*) - Áreas de matas e florestas naturais preservadas nas propriedades em há. Esta variável representa o fluxo dos serviços ambientais gratuitos prestados pelos agricultores quando preservam parte das terras de suas propriedades.

b_1 - 1º Produto indesejável ambiental (*proxy*) - fluxo anual de terras degradadas nas propriedades em ha. Esta variável foi estimada a partir da divisão da área das propriedades pelo Tempo de Vida da Agricultura (TVA). O conceito TVA, desenvolvido por Rocha (2013), estima tempo útil do solo nos estados brasileiros.

b_2 - 2º Produto indesejável ambiental (*proxy*) - índice de impacto na biodiversidade. Esse indicador deve capturar o fluxo de impactos ambientais gerados pela alta especialização agropecuária, partindo das evidências de que a monocultura reduz a diversidade da fauna e flora selvagens. Para obtê-lo, foi usado o índice de diversidade de Shannon-Weaver, que leva em conta tanto o número de culturas como a regularidade de sua distribuição. Formalmente, segundo Beltrán-Esteve et al. (2012), o índice para cada unidade produtiva i é estimado:

$$b_{2i} = e^{\sum_{k=1}^t x_{ki} \ln(x_{ki})} \quad (6)$$

em que x_{ki} é a proporção da área total dos municípios i dedicada à produção da cultura k do total t , registrado no censo agropecuário. Desta forma, o índice de biodiversidade toma o valor 1 quando os municípios se dedicam à monocultura e seu valor se reduz quando maior e mais regular é o número de culturas.

4. DISCUSSÃO E RESULTADOS

Nesta seção, debatem-se os resultados da aplicação das metodologias descritas nos dados selecionados. Inicialmente, analisam-se os índices de ecoeficiência β e as melhorias para atingir o ótimo desempenho. Posteriormente, analisaram-se a autocorrelação e aglomeração espacial do índice calculado.



4.1. Índices de Ecoeficiência

Na Figura 3, estão georreferenciados os índices de ecoeficiência β dos municípios da região amazônica usando-se a modelagem (3) com retornos constante de escala. O mapa registra as 80 melhores práticas ($\beta=0$), coloridas em tom verde, e as ecoineficientes ($\beta>0$) divididas em quartis, onde o tom marrom representa o pior desempenho econômico ambiental. Observa-se que o número de municípios ecoineficientes é grande (85%) e estão dispersos em todo o território estudado.

Seguidamente a Tabela 2, registra o resumo dos índices β . Nota-se que o índice médio é 0,38 e a mediana 0,42. Este último indica que 50% dos municípios da região pode elevar o valor da produção dos produtos desejados (incluindo as áreas preservadas) até 42%, assim como reduzir as áreas degradadas, o impacto na biodiversidade e os insumos nesta mesma proporção. Isto pode ser atingido apenas imitando as melhores práticas (benchmarks), ou seja, tendo como referência os 80 municípios ecoeficientes destas regiões (com $\beta=0$). Conforme sugere GOMES et al. (2009a), estes resultados podem servir de base para que pesquisadores e extensionistas locais apoiem o desenvolvimento desses produtores rurais de desempenho não satisfatório.

A grande amplitude dos resultados, confirmada pelo desvio padrão e extremos, registrados na Tabela 2, indica uma ampla heterogeneidade na região. A grande falta de homogeneidade explica os baixos índices de desempenho econômico ambiental. A maior ecoineficiência registrou-se no município de São Mateus de Maranhão (0,89).

Figura 2. Biomas Brasileiros

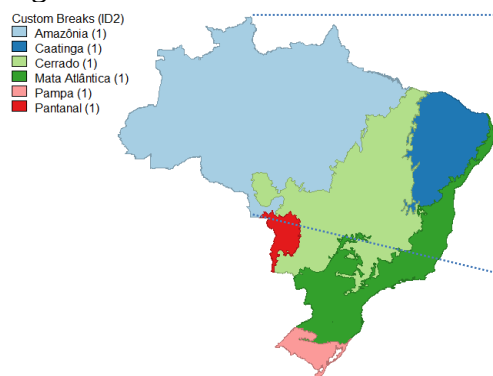


Figura 3. Distribuição do valor Beta

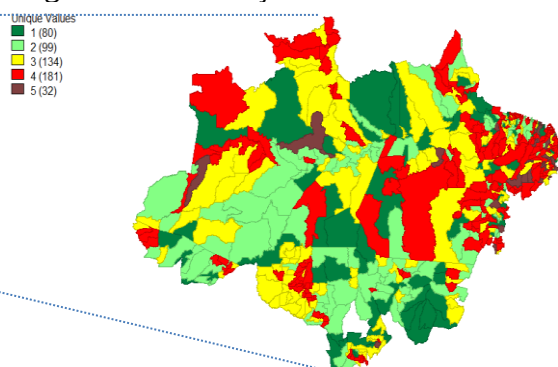


Tabela 2. Resumo dos índices de ecoeficiência, β (beta).

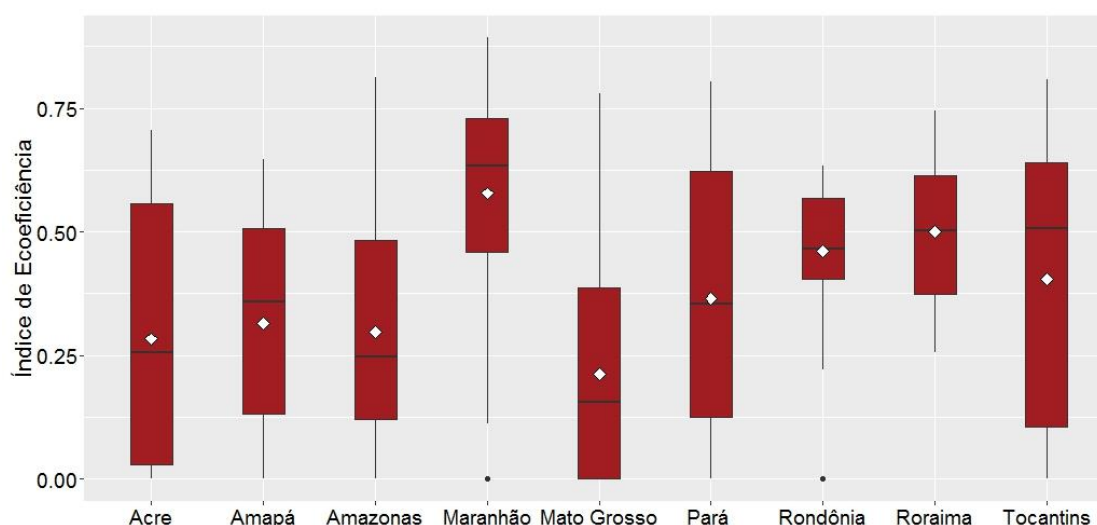
Média	0.38	Intervalo	0.89
Mediana	0.42	Mínimo	0.00
Desvio padrão	0.26	Máximo	0.89
Curtose	-1.24	Soma	202.88
Assimetria	-0.08	Contagem	528



O desempenho dos estados é visualizado na Figura 4. Observa-se que Acre Tocantins e Pará são os estados com maior heterogeneidade no índice beta. Os maiores índices de ecoineficiência se concentram em Maranhão, Roraima e Rondônia. Por sua vez, a maior concentração da ecoeficiência está nos municípios de Mato Grosso. Isto pode parecer contraditório sabendo-se que Mato Grosso lidera os rankings do desmatamento na região. Segundo o projeto PRODES (2017) - monitoramento da floresta amazônica brasileira por satélite – Mato Grosso desmatou no ano estudado (2006) 4333 Km², ocupando o segundo lugar, logo após o estado do Pará com 5659 Km².

Há duas possíveis explicações para esta aparente contradição. A primeira é que pode estar acontecendo uma compensação: os altos impactos ambientais podem estar sendo contrabalanceados pelos os altos níveis de produção de produtos desejados. Os municípios pertencentes ao bioma Amazônia mato-grossense estão também no ranking dos municípios de maiores PIB agropecuários do Brasil. A segunda está relacionada com o fato de que uma grande parte do desmatamento se dá nas Unidades Públicas de Conservação e Terras Indígenas (IMAZONGEO, 2007). Desta forma, o desmatamento não estaria sendo captados pelos dados utilizados nesta pesquisa. No entanto, são necessários estudos adicionais para confirmar ou não estas hipóteses, os quais estão fora do escopo deste artigo.

Figura 4. Boxplot de β dos municípios avaliados agrupados por estados



4.2 Análise Espacial dos Resultados

A continuação, na Figura 5, é apresentado o diagrama de dispersão univariada Moran. Este se estimou com base numa matriz de vizinhança Queen de primeira ordem. Nota-se que o índice global de Moran foi positivo (0,279). Sendo superior ao valor esperado (-0.0019), o índice apresentou um p-valor de 0,001, claramente inferior ao nível de significância de 1 %, o



que leva à rejeição da hipótese nula de aleatoriedade espacial. Portanto, pode-se dizer que existe globalmente um padrão de autocorrelação espacial positiva nos níveis de ecoeficiência no bioma Amazônia. Em outras palavras, os municípios e seus vizinhos, no geral, exibem valores de ecoeficiência próximos. Assim, o conjunto de municípios localizado no primeiro (Alto-Alto) e no terceiro (Baixo-Baixo) quadrante forma a maioria 68,6%, e os municípios do segundo (Baixo-Alto) e quarto (Alto-Baixo) quadrantes formam a minoria, 31,4%.

A correlação espacial positiva pode ser explicada por vários fenômenos. Por exemplo: 1) a homogeneidade ecológica do espaço agropecuário (disponibilidade hídrica, fertilidade do solo e outros recursos naturais que são, por definição, concentrados no espaço geográfico, bem como uma praga afetando uma cultura que se espalha através de todas as regiões); 2) a consolidação de um mercado comum que permite a livre mobilidade de bens, serviços e informações; 3) os impactos das comunicações, transporte, infraestrutura na integração territorial; 4) as consequências do processo de difusão, quando a inovação realizada numa unidade espacial é imitada e internalizada por outros; 5) os efeitos *spillover*, que faz referência ao momento em que o desenvolvimento de uma região, buscando eficiência de escala, transborda, externalizando o desenvolvimento da região vizinha e a convergência regional (COSTA et al., 2013).

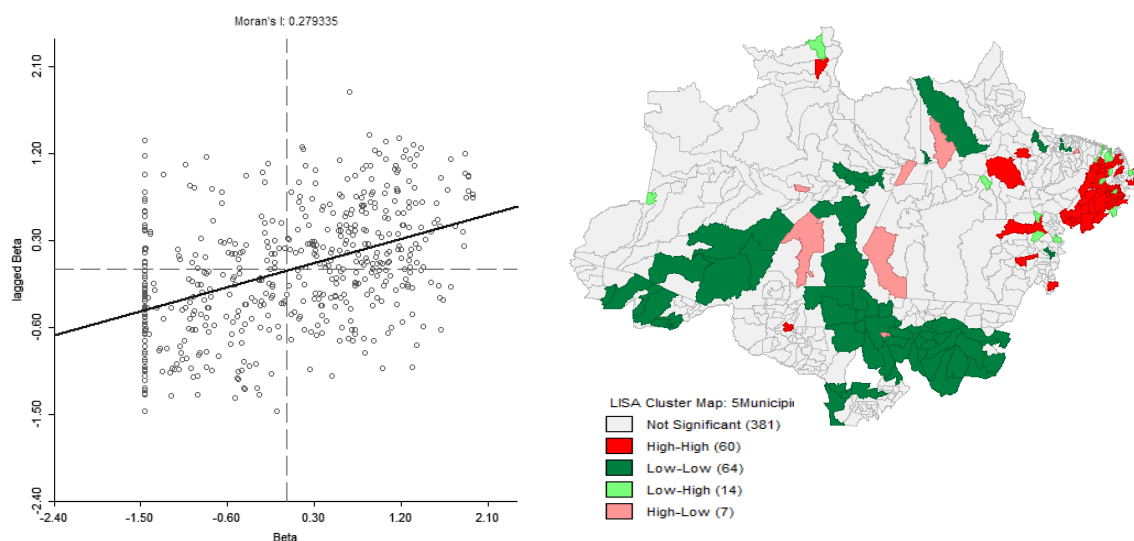
Para a análise dos índices de ecoeficiência com mais detalhes, utilizou-se o índice local de Moran (LISA). Os resultados estão registrados na Figura 6, que mostra os clusters univariados e casos atípicos que apresentam significância de 95%.

Por um lado, constata-se a formação de dois grandes conglomerados verdes (baixo-baixo), com um melhor desempenho no índice de ecoeficiência, na região Norte Mato-grossense, no Sul Amazonense e na fronteira das regiões Vale do Juruá e Vale do Acre. É interessante ainda observar a existência de um município Alto-Baixo (Novo Horizonte do Norte) no centro da região Norte Mato-grossense. Este caso atípico é chamado de “ovelha negra”, onde a difusão e a internalização das melhores práticas do entorno devem ser induzidas para melhorar a eficiência econômica ambiental.

Por outro lado, verifica-se um grande conglomerado vermelho (alto-alto) nos municípios amazônicos de Maranhão. Estes são de especial preocupação porque destaca uma alta ecoineficiência, o que poderia orientar políticas de intervenção ambiental. Nestas políticas, um importante papel deve ser desempenhado pelas chamadas “ilhas de excelência”, unidades espaciais verde-claras, (por exemplo, Iguape do Meio, MA) cujas experiências devem ser externalizadas para a vizinhança e servir de referências na região para a melhoria da ecoeficiência.

Figura 5. Mapa de dispersão de Moran global dos betas.

Figura 6. Mapa de Moran local a 95% de confiança.



5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste artigo, buscou-se calcular e analisar espacialmente um índice de ecoeficiência para os municípios que formam o bioma Amazônia. Utilizou-se uma abordagem DEA com funções distância direcionais a partir das variáveis clássicas da atividade agropecuária e da internalização de três externalidades ambientais (uma positiva e duas negativas).

Dos resultados, derivam-se as seguintes conclusões:

O estudo identificou um grande número de municípios ecoineficientes (85%) disperso em todas as regiões do território estudado. Mostrou a alocação ineficiente dos recursos utilizados e constatou as possibilidades de maximizar simultaneamente os objetivos econômicos e ambientais, apenas imitando as melhores práticas da região. Portanto, pode-se concluir que a discussão das questões ecológicas e econômicas não resulta necessariamente num jogo de soma zero, num trade off e, conseqüentemente, pode-se definir estratégias mais verdes e competitivas, ou seja, jogos win-win. Desta forma, estratégias de benchmarking para a sustentabilidade econômica ambiental podem mostrar-se mais eficazes que as políticas de controle e punição.

A análise espacial da ecoeficiência revelou a existência de autocorrelação positiva, que a nível local se manifestou na formação de grandes conglomerados, onde a dependência espacial é mais pronunciada. Esses resultados corroboram com achados em outras pesquisas que estudam a dependência espacial da eficiência agropecuária, por exemplo, Gomes et al. (2009a) e Sun et al. (2014). E são fatos teoricamente demonstrados (PONSARD, 1983), no entanto, tem sido negligenciado com frequência pela pesquisa em ecoeficiência. Isto leva a pensar que a intervenção ambiental local e regional sempre deve considerar os padrões espacial da interação socioeconômica na vizinhança.



É importante destacar que existe um grande potencial de pesquisa no que se refere à análise espacial da ecoeficiência agropecuária no Brasil. O surgimento de novas ferramentas computacionais de análise espacial e geoprocessamento, bem como, de novos dados com o anúncio do novo censo agropecuário pelo IBGE, permitirá criar modelo dinâmico, que expliquem a evolução das inter-relações espaciais e a natureza da trajetória temporal da ecoeficiência.

Para finalizar, cabe frisar também que devem ser tomadas algumas precauções ao usar os resultados desta pesquisa. A modelagem utilizada, como qualquer outra, possui limitações. Por um lado, a análise espacial foi realizada com dados agregados por municípios, o que impede detalhar heterogeneidade intra-municipal. Uma análise com dados desagregados, por exemplo, no nível de propriedade produtiva, pode dar resultados diferentes. 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. Isto significa que os resultados estão condicionados às unidades avaliadas, às variáveis utilizadas e ao princípio de que todos os demais fatores envolvidos são idênticos. O acréscimo ou exclusão de unidades e variáveis podem derivar outros resultados.

5. BIBLIOGRAFIA

ALIGLERI, L. M.; ALIGLERI, L. A.; KRUGLIANSKAS, I. *Gestão Industrial e a Produção Sustentável*. 1. ed. Saraiva. 2016

ANSELIN, L. *Space Stat version 1.80: User's guide*, Regional Research Institute, West Virginia University, Morgantown, WV. 1995.

ANSELIN, L. *Spatial Econometrics: Methods and models*, Kluwer Academic Publishers, The Netherlands. 1988.

ANSELIN, L.; SYABRI, I.; SMIRNOV, O. *Visualizing Multivariate Spatial Correlation with Dynamically Linked Windows*. Urbana, Regional Economics Application Laboratory (real), University of Illinois, 2002.

ASSAD, E. D.; et al. *Aquecimento Global e a Nova Geografia da Produção Agrícola no Brasil*. Brasília: Embaixada Britânica; Campinas: Embrapa/ Unicamp. 2008

BARRETO, P.; SOUZA JR., C.; ANDERSON, A.; SALOMÃO, R.; WILES, J. & NOGUERON, R. *Human Pressure on the Brazilian Amazon Forest Biome*. Imazon, WRI, Greenpeace. Belém, Pará, 2005.



BELTRÁN-ESTEVE, M.; GÓMEZ-LIMÓN, J. A.; PICAZO-TADEO, A. J. Valoración del impacto de los programas agroambientales sobre la eco-eficiencia de la agricultura de secano. *Spanish Journal of Agricultural Research*. [S.l.], v. 10, n. 4, p. 911-925, oct., 2012.

BRASIL. INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA – IBGE. *Censo Agropecuário 2006 - Resultados preliminares*. Ministério do Desenvolvimento Agrário e Ministério do Planejamento, Orçamento e Gestão, 2010. Disponível em: <ftp://ftp.ibge.gov.br/Censos/Censo_Agropecuario_2006/>. Acesso em: 15/02/2016.

BRASIL. Portaria nº 145, de 2 de junho de 2008 do Ministério do Meio Ambiente. Disponível em: <http://www.camara.gov.br/sileg/integras/573728.pdf>. Acesso em: 25 de julho de 2017.

CALLENS, I.; TYTECA, D. Towards indicators of sustainable development for firms. A productive efficiency perspective. *Ecological Economics*, 28, 41-53. 1999.

CHARNES, A., COOPER, W.W. & RHODES, E. Measuring the efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research*, 2: 429-444, 1978.

CHUNG, Y. H.; FÄRE, R.; GROSSKOPF, S. Productivity and undesirable outputs: a directional distance function approach. *Journal of Environmental Management*, 51, 229–240. 1997.

COASE, R. H. *The problem of social cost*. *Journal of law and economics*, Chicago, p.1-44, out. 1960.

FAO. *How to Feed the World in 2050*. Paper Prepared for the High Level Expert Forum. Rome 12-19 October 2009: [s.n.], 2009.

GOMES, E. G.; et al. Dependência espacial da eficiência do uso da terra em assentamento rural na Amazônia. *Produção*, v. 19, n. 2, p. 417-432, 2009a.

GOMES, E. G.; et al. Efficiency and sustainability assessment for a group of farmers in the Brazilian Amazon. *Annals of Operations Research*, v. 169, p. 167-181, 2009b.

GROSSKOPF, S. The Role of the Reference Technology in Measuring Efficiency. *Economic Journal*, 9: 499-513. 1986.

IMAZONGEO. *Boletim Eletrônico*. 2007. Disponível em: <http://imazon.org.br/PDFimazon/Portugues/transparencia_florestal/transparencia-florestal-no-estado-do-para-agosto.pdf>. Acesso em: 25 de julho de 2017.

INSTITUTO BRASILEIRO DE FLORESTA. Disponível em <http://www.ibflorestas.org.br/bioma-amazonico.html>. Acesso em: 25 de julho de 2017.



MORENO SERRANO, R.; VAYÁ VALCARCE, E. *Técnicas Econométricas para el tratamiento de datos espaciales: La econometría espacial*. BB 44 manuals, Edicions Universitat de Barcelona. 2000.

PICAZO-TADEO, A. J., BELTRÁN-ESTEVE, M., & GÓMEZ-LIMÓN, J. A. Assessing eco-efficiency with directional distance functions. *European Journal of Operational Research*, 220(3), 798-809. 2012.

PIGOU, A. C. *The economics of welfare*. London: Macmillan, 1920.

PONSARD, C. *History of Spatial Economic Theory*. Springer-Verlag, 1983.

PRODES - Monitoramento da floresta amazônica brasileira por satélite. Disponível em: <http://www.obt.inpe.br/prodes/prodes_1988_2016n.htm>. 2000. Acesso em: 25 de julho de 2017.

ROCHA, GUSTAVO CASONI DA. *Aplicação da estimativa espaço-temporal da tolerância à perda de solo no planejamento do uso da terra*. Dissertação de Mestrado. Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz. USP. Piracicaba, 2013.

ROSANO-PEÑA, C., & DAHER, C. E. *The Impact of Environmental Regulation and Some Strategies for Improving the Eco-Efficiency of Brazilian Agriculture*. In: P. Guarnieri, *Decision Models in Engineering and Management*. London: Springer. 295-322. 2015.

SUN, CAIZHI. et al. Water resource utilization efficiency and spatial spillover effects in China. *Journal of Geographical Sciences*, October 2014, 24 (5), 771–788

VALLADAR E S, G. S.; et al. *Geoestatística na avaliação da fertilidade do solo e eficiência técnica para a cultura do arroz em Machadinho d'Oeste, RO*. In: FERTBIO-2006, 2006, Bonito. Anais..., 2006.

WBCSD, WORLD BUSINESS COUNCIL FOR SUSTAINABLE DEVELOPMENT. *Eco-efficiency. Creating more value with less impact*. WBCSD, Geneve. 2000.

WCED, WORLD COMMISSION ON ENVIRONMENT AND DEVELOPMENT. *Our common future*. Oxford University Press, Oxford. 1987.

ZHANG, B.; et al. Eco-efficiency analysis of industrial system in China: A data envelopment analysis approach. *Ecological Economics*, 68(1-2), 306-316. 2008.