

Maximização de áreas com autocorrelação espacial significativa associadas à produtividade da soja e variáveis agrometeorológicas por meio de agrupamento fuzzy

Everton Coimbra de Araújo¹

Miguel Angel Uribe-Opazo²

Jerry Adriani Johann²

¹ Universidade Tecnológica Federal do Paraná - UTFPR

Caixa Postal 271 - 85854-000 - Medianeira - PR, Brasil

everton@utfpr.edu.br

² Universidade Estadual do Oeste do Paraná – UNIOESTE/PGEAGRI

Rua Universitária, 2069 / Jardim Universitário - 85819-110 - Cascavel - PR, Brasil

{miguel.opazo, jerry.johann} @unioeste.br

Abstract. This study aimed to apply an approach based on fuzzy clustering to maximize clusters identified by significant indexes of local spatial univariate autocorrelation, through the *LISA*. This was sought through maximizing the classification of areas associated with soybean yield, together with meteorological variables: rainfall, average air temperature and average global solar radiation, local autocorrelation indices and the centroids of municipalities. The study was conducted involving 48 municipalities in the west region of the State of Paraná, Brazil, with data from the crop of the crop-year 2007/2008. Through Fuzzy C-Means algorithm, it was possible to form groups of counties similar to soybean yield using the Decision Method by Higher Degree of Relevance (*DMHDR*). Subsequently, the identification of the adequate number of clusters was obtained using the Fuzzy Performance Index (*FPI*). To measure the level of similarity of each cluster, it was set up and used the index Index of Similarity Clustering (*ISC*). Within the perspective of this study, the method used showed to be adequate, allowing a maximization of the significant groupings identified. Regarding the similarities between the municipalities of marks obtained, it was possible to identify clusters of municipalities with degrees of similarities in the order of 58% to 70%.

Palavras-chave: Fuzzy c-Means, Decision Methods, Index of similarity, *Fuzzy c-Means*, Métodos de Decisão e Índice de similaridade

1. Introdução

A soja tem sido objeto de estudos que buscam compreender as relações que as variáveis agrometeorológicas têm na formação da produção da cultura (Dalacort et al., 2006; Toledo et al., 2010). Na região oeste do estado do Paraná, essa produção tem sido responsável por contribuir com a balança comercial do estado e consequentemente do Brasil. A soja é um dos principais produtos agrícolas brasileiros, sendo que, somente em 2011, gerou uma receita da ordem de US\$ 24,9 bilhões.

Os procedimentos para geração de estimativas de safra agrícola, assim como o conhecimento da sua distribuição espacial, constituem uma importante informação para o setor agricultura. Grande parte desses procedimentos envolve técnicas de previsão baseadas na agrometeorologia, fundamentando-se na relação estatística entre a variável dependente produtividade da soja ($t\ ha^{-1}$) e as variáveis independentes, como: precipitação pluvial (mm), temperatura média ($^{\circ}C$) e radiação solar global ($W\ m^{-2}$) (Berlato et al., 1992; Dalacort et al., 2006).

A Estatística Espacial de Área (EEA) é um método estatístico que faz uso da referência geográfica no modelo, isto é, das coordenadas espaciais no processo de coleta, descrição e análise dos dados. Assim sendo, o interesse está centrado nos processos que ocorrem no espaço, e os métodos empregados buscam descrever e analisar o comportamento desses processos. Para o desenvolvimento da modelagem estatística espacial, utilizou-se o índice de Moran Local Univariado (*LISA*), com a finalidade de estimar o nível de autocorrelação

espacial significativa entre as áreas (municípios). Desta maneira, este estudo, por meio deste índice e da técnica *fuzzy* para agrupamentos (*fuzzy c-means*), buscou maximizar a quantidade de municípios identificados pelo *LISA*, considerando as coordenadas dos centroides de cada município e os valores agregados a cada centroide para as variáveis agrometeorológicas.

2. Metodologia de Trabalho

A área de estudo compreende 48 municípios da região Oeste do Estado do Paraná, Brasil, localizados entre as Longitudes W52°54' e W54°36' e Latitudes S23°58' e S25°40', conforme ilustra a Figura 1, com destaque para os municípios que possuem estações meteorológicas.

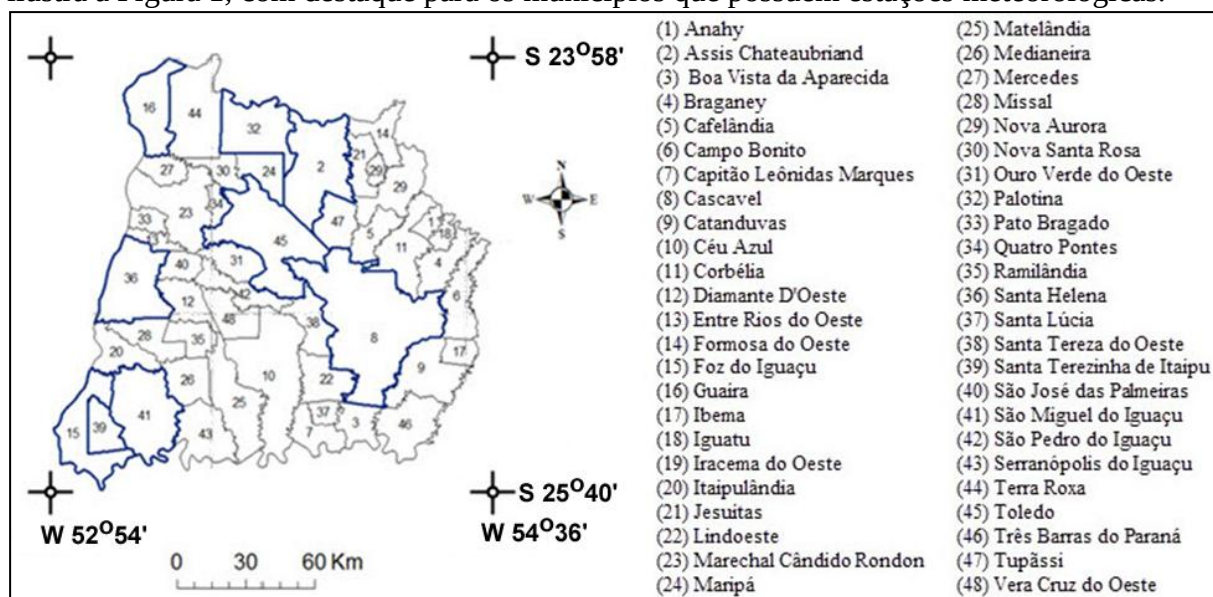


Figura 1 Região Oeste do Paraná com destaque para os municípios com estações meteorológicas.

No domínio de Sistemas de Informação Geográfica (SIG), as considerações para organização do Banco de Dados Geográfico (BDG) são aplicáveis de acordo com os diferentes tipos e natureza dos dados, que necessitam ser organizados e armazenados. Em geral, e também para fins deste estudo, os dados para o BDG são classificados como: dado espacial e dado não espacial. O dado espacial está associado a elementos geográficos, como o conjunto de polígonos que representam o mapa de municípios da região oeste do Paraná (Figura 1), obtido do Ibge (2012). O dado não espacial se refere a um conjunto de atributos que complementam o dado espacial, descrevendo o que está associado em um ponto, ao longo de uma linha ou em um polígono.

Neste trabalho, os atributos foram organizados em uma tabela de 48 linhas (número de polígonos) por 8 colunas (numero de atributos), incorporada ao BDG e ligada ao mapa de municípios. A definição dos atributos foi baseada na identificação da maior média da produtividade de soja de todos os municípios entre os anos-safra de 1999/2000 e 2007/2008, sendo selecionado o do ano-safra 2007/2008. O período das safras utilizado para obtenção dos dados agrometeorológicos diários foi de 1º de outubro de 2007 até 28 de fevereiro de 2008. A precipitação pluvial utilizada foi obtida por meio da soma dos dados do período e a temperatura média e radiação solar global média pela média aritmética. Assim, para cada um dos 48 municípios foram estabelecidos os seguintes atributos:

- identificador do polígono (PID);
- produtividade da soja (PROD), medida em ($t\ ha^{-1}$), fornecida pela SEAB (2010);
- três atributos agrometeorológicos advindos do Simepar (2010): precipitação pluvial (PREC), medida em mm, temperatura média do ar (TMED), em °C e radiação solar global média (RSGM), em $W\ m^{-2}$. Inicialmente, essas variáveis estavam disponíveis

somente para oito municípios da região de estudo, conforme destacados anteriormente na Figura 1. Para os demais municípios sem medições, foram obtidas estimativas por meio do uso de Polígonos de Thiessen (Andrade et al., 2008) e *Spatial Join* (Jacox; Samet, 2007);

- Coordenadas (CX) e (CY) relativas aos centroides dos polígonos. Foram obtidas por meio da função *Add XY_Coordinates* do ArcMap 9.3;
- *p-valor* (PVAL) do atributo PROD, obtido por intermédio do cálculo do índice local de associação espacial - LISA (Anselin, 1995).

O método empregado neste estudo adota um procedimento multitécnica, que corresponde à utilização de técnicas de autocorrelação espacial entre unidades de áreas em combinação com agrupamento difuso. Este método foi aplicado também em outros estudos conforme são mostrados em Singh (2006) e Hold e Evans (2010). O procedimento multitécnica foi executado conforme segue:

- Primeiro calcula-se o índice de Moran local (I_i) para as unidades de áreas (polígonos) que compõem a região de estudo. O indicador I_i explora o grau de dependência espacial a partir de uma estimativa de segunda ordem, ou seja, um tipo de autocovariância espacial entre os polígonos. Seu cálculo é conforme segue (Anselin, 1995):

$$I_i = Z_i \sum_{j=1}^n w_{ij} Z_j \quad (1)$$

em que: Z_i e Z_j são os i -ésimos e j -ésimos atributos normalizados associados as i -ésimas e j -ésimas unidades de áreas respectivamente; w_{ij} são os pesos atribuídos conforme a conexão entre as áreas i e j ; n corresponde ao número de polígonos.

Para estimar a significância de I_i é preciso associar a este uma distribuição estatística, o que foi obtido pela simulação de uma distribuição por permutação aleatória nos valores dos atributos, conforme mostra Anselin (1995). Determinada a significância estatística de I_i , é muito útil gerar um mapa indicando as regiões que apresentam autocorrelação local significativamente diferente do resto dos dados. Este mapa é chamado por Anselin (1995) de *LISA map*, e na sua geração, os valores de I_i são classificados em quatro grupos: não significantes ($p\text{-valor} > 0,05$), com significância de 95% ($0,01 < p\text{-valor} \leq 0,05$), de 99% ($0,001 < p\text{-valor} \leq 0,01$) e de 99% ($p\text{-valor} \leq 0,001$).

Os resultados do *LISA* também podem ser mostrados de forma sintética associados ao diagrama de espalhamento de Moran (Anselin, 1996, 1998). Neste mapa, denominado de Moran map, são apresentados somente às regiões para os quais os valores de *LISA* foram considerados significantes, $p\text{-valor} \leq 0,05$.

- Padronização de todos atributos, para que estes valores variem de 0 a 1. Essa forma de padronização é necessária para o emprego do *FCM*, garantindo que todos os atributos tenham a mesma ordem de grandeza, isto é, variando de 0 a 1 (Gomes et al., 2011);
- Aplicação do *Fuzzy c-Means (FCM)* para se obter agrupamentos ou grupos similares em um conjunto de dados. O *FCM* é um algoritmo iterativo, e a cada iteração, novos centros de agrupamentos e graus de pertinência são calculados, buscando sempre minimizar a métrica euclidiana entre cada dado e o centro do agrupamento. A responsabilidade de verificar essa convergência cabe à função objetivo. Uma descrição mais detalhada do *FCM* pode ser vista em Dunn (1973) e Bezdek e Pal (1992);
- Alocação dos dados nos agrupamentos estabelecidos pelo *FCM* realizada por meio do Método de Decisão pelo Maior Grau de Pertinência (*MDMGP*) (Guiera et al., 2005; Ferreira et al., 2008; Ng et al., 2008; Wang, 2009). No *MDMGP*, a determinação a qual agrupamento o dado pertencerá é dada pelo maior grau de pertinência. Isto garante que todos os dados sejam alocados. A partir da alocação dos dados nos

agrupamentos torna-se importante uma avaliação da qualidade do resultado obtido. Neste estudo, empregou-se o Índice de Desempenho Fuzzy (*FPI*) para a indicação do melhor número de agrupamentos (Casa et al., 2011; Davatgar et al., 2012):

$$FPI = 1 - \frac{c}{c-1} \left[1 - \sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^c (u_{kl})^2 / n \right] \quad (2)$$

em que: c representa a quantidade de agrupamentos; n corresponde ao número de polígonos; u_{kl} corresponde ao grau de pertinência do polígono k do agrupamento l .

O *FPI* mede o grau de separação (confusão) entre os agrupamentos de um conjunto de dados. Seu valor varia de 0 a 1, sendo que valores próximos de zero indicam agrupamentos distintos, com pequeno grau de compartilhamento entre os dados. Valores próximos de um indicam não haver agrupamentos distintos (Mcbratney e Moore, 1985;). Segundo Boydell e Mcbratney (2002), o melhor número de agrupamento é estabelecido com base no valor mínimo de *FPI*.

- v) Mensuração do nível de similaridade de cada agrupamento. Para tal, definiu-se e empregou-se o Índice de Similaridade de *Clusters* (ISC_l), conforme segue:

$$ISC_l = \left[\frac{\sum_{k=1}^{n_l} u_{lk}}{n_l} \right] 100 \quad (3)$$

em que n_l corresponde ao número (n) de polígonos do agrupamento l e u_{lk} segue a mesma definição dada na Equação (2).

- vi) Finalizando, os resultados do *FCM* foram transportados para BDG e conectados ao mapa de polígonos, para posteriores análises.

Este trabalho foi realizado com auxílio dos seguintes programas: ArcMap 9.3 (Esri, 2011) e Matlab R2010a (Matlab, 2011).

3. Resultados e Discussões

Inicialmente foi realizada uma análise preliminar dos dados. A Tabela 1 sintetiza as principais estatísticas descritivas das variáveis observadas, bem como de seus valores padronizados.

Tabela 1 Estatísticas descritivas das variáveis e de seus respectivos valores padronizados no ano-safra de 2007/2008

Atributo	Média	Desv. Padrão	Coef. Var.	Mín.	Máx.	Mediana
PROD (t ha ⁻¹)	3,27	0,22	6,86	2,50	3,70	3,29
PROD padronizada	0,64	0,19	29,03	0	1	0,65
PREC (mm)	3959	2022	51,07	826	10962	3630
PREC padronizada	0,31	0,20	64,54	0	1	0,28
TMED (°C)	24,33	0,86	3,53	22,90	25,30	24,60
TMED padronizada	0,60	0,36	60,02	0	1	0,71
RSGM (W m ⁻²)	442,51	42,74	9,66	366,05	536,05	446,35
RSGM padronizada	0,45	0,25	55,90	0	1	0,47

Pela Tabela 1, verifica-se que a produtividade média obtida no ano-safra de 2007/2008 foi de 3,27 t.ha⁻¹, considerada alta em comparação com a média de produção nacional 2,82 t ha⁻¹ (Conab, 2008), demonstrando o potencial de produção da região oeste do Paraná. A temperatura média de 24,33°C da região está dentro dos padrões onde a soja se adapta melhor (20°C a 30°C).

Os resultados seguintes mostram o padrão de autocorrelação espacial para a produtividade da soja (PROD) entre os municípios que compõem a região de estudo. A Figura 2(a) mostra o resultado do LISA map e a Figura 2(b) do Moran map.

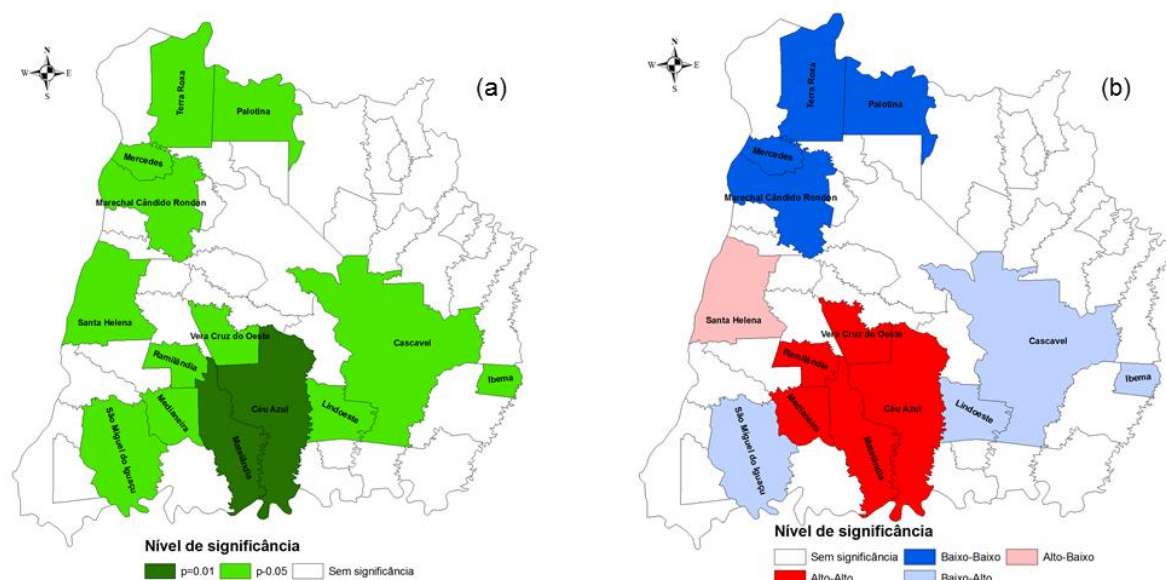


Figura 2 - Padrão da autocorrelação espacial da produtividade de soja: em (a) LISA map e em (b) Moran map.

O LISA map, Figura 2(a), mostra que dentre os 48 municípios que compõem a região de estudo 25% deles apresentaram significância estatística com $p\text{-valor} \leq 0,05$ e apenas 4% com $p\text{-valor} \leq 0,01$. Já o Moran map, Figura 2(b), mostra a ocorrência de quatro regimes espaciais. Os municípios na cor azul escuro indicam locais de associação espacial positiva, no sentido que um município possui vizinhos com valores semelhantes. Os municípios na cor vermelha, também indicam locais de associação espacial positiva, porém com maior produtividade da soja. Já os municípios nas cores rosa e azul claro, indicam locais de associação espacial negativa, no sentido que um município possui vizinhos com valores distintos.

O emprego de indicadores locais de associação espacial foi capaz de capturar a ocorrência de quatro regimes espaciais, como se fossem agrupamentos rígidos do atributo investigado sobre a região de estudo. A fim de capturar uma maior variação da produtividade da soja aplicou-se o FCM, considerando o atributo PROD, em diversas combinações com os atributos agrometeorológicos (PREC, TMED, RSGM), o padrão espacial detectado, por meio do atributo PVAL e as coordenadas identificadas pelos atributos CX e CY. A melhor combinação, que gerou uma maximização próxima ao regime apontado pelo LISA, foi identificada com os atributos meteorológicos e coordenadas, sem o PVAL.

Após a execução do FCM, a alocação dos dados nos agrupamentos foi submetida ao Índice de Desempenho Fuzzy (FPI), o qual qualifica a separação dos agrupamentos. Depois de 10 execuções do FPI identificou-se a quantidade de 5 agrupamentos. De acordo com as características de validação do FPI buscou-se corroborar a indicação de um número ótimo para a quantidade de agrupamentos. Isto foi realizado por meio do método MDMGP que quantifica o grau de inclusão (sobreposição) entre agrupamentos. O resultado é conforme apresentado na Tabela 2.

Tabela 2 - Graus de inclusão entre os agrupamentos estabelecidos pelo método MDMGP.

(A,B)	S(A,B)	(A,B)	S(A,B)	(A,B)	S(A,B)	(A,B)	S(A,B)	(A,B)	S(A,B)
1,2	0.2769	2,1	0.2676	3,1	0.4349	4,1	0.4280	5,1	0.4312
1,3	0.3738	2,3	0.3248	3,2	0.3911	4,2	0.3379	5,2	0.2552
1,4	0.3016	2,4	0.2301	3,4	0.3317	4,3	0.4045	5,3	0.3260
1,5	0.5056 *	2,5	0.2892	3,5	0.4448	4,5	0.6107 *	5,4	0.3670

* representam os agrupamentos com graus de sobreposição considerados altos ($> 0,5$). S(A, B) refere-se ao grau de sobreposição entre os agrupamentos A e B.

A qualidade dos 5 agrupamentos apontada pelo *FPI* foi considerada adequada para este estudo, uma vez que, apenas duas pertinências foram identificadas acima da média e ambas em relação ao mesmo agrupamento, o de número 5. A primeira com sobreposição $S(1,5)=0,5056$ e a segunda com $S(4,5)=0,6107$.

Estabelecido o número de agrupamentos e seus respectivos graus de inclusão, buscou-se quantificar a distribuição dos municípios segundo seus agrupamentos. Para tal, empregou-se o métodos de decisão *MDMGP*. Os resultados são apresentados na Tabela 3, na qual a coluna (M) indica o número de municípios alocados para cada agrupamento e a coluna (%) indica o percentual de municípios alocados em relação ao total (48).

Tabela 3 - Distribuição dos municípios nos agrupamentos de acordo com os métodos de pertinência *MDMGP*.

	Agrup. 1		Agrup. 2		Agrup. 3		Agrup. 4		Agrup. 5		Não Alocado	
Método	(M)	(%)	(M)	(%)	(M)	(%)	(M)	(%)	(M)	(%)	(M)	(%)
<i>MDMGP</i>	12	25	12	25	8	16,67	5	10,42	11	22,91	0	0

Os resultados da Tabela 3 mostram que por meio do método *MDMGP* 100% dos municípios são alocados nos agrupamentos estabelecidos, o que já era esperado, uma vez que, a alocação dos dados é determinada pelo valor do maior grau de pertinência.

A distribuição dos municípios imposta pelo método *MDMGP* e pode ser espacialmente visualizada na forma de mapa. Neste trabalho, os mapas foram gerados com auxílio do programa ArcMap 9.3 (ESRI, 2011), conforme ilustra a Figura 3(a), em que as tonalidades das cores, da mais clara para a mais escura, denota o nível da pertinência do município para o agrupamento em que está alocado. As tonalidades foram divididas em 3 classes: mais clara >0 e $\leq 0,5$; intermediária $>0,5$ e $\leq 0,75$; e a mais escura $>0,75$ e $\leq 1,0$. Os valores apresentados para cada cor representam os níveis de similaridades obtidos para cada agrupamento, sendo o agrupamento 4 o mais similar, da ordem de 78%. Estes níveis de similaridade foram obtidos por meio do *ISC_i*.

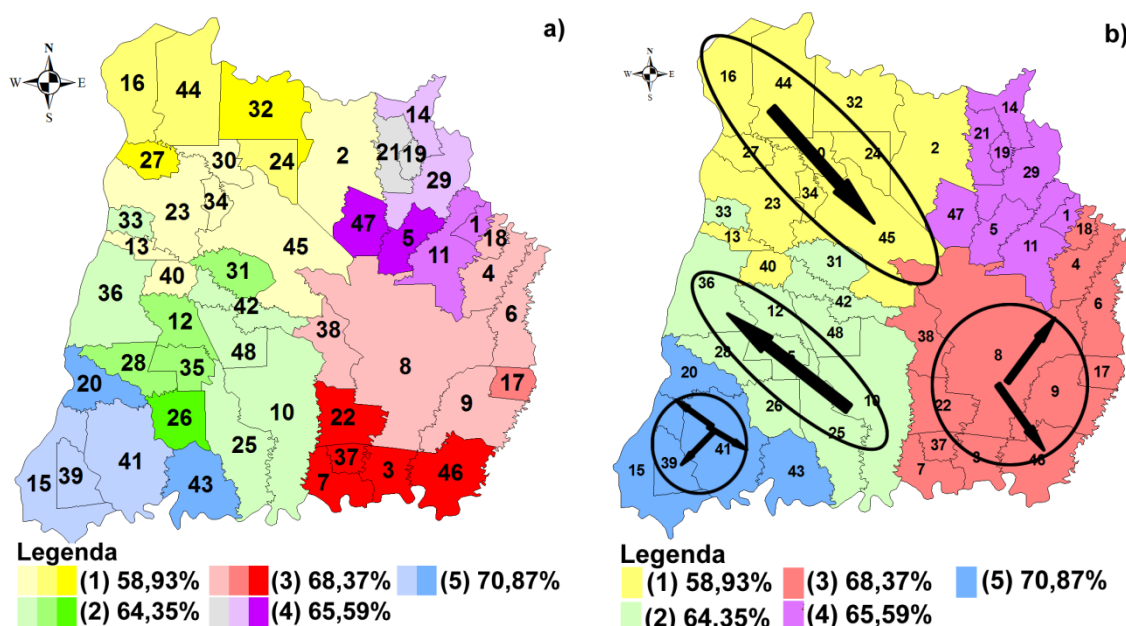


Figura 3 Mapa temático da produtividade da soja ($t\ ha^{-1}$)

De acordo ao visualizado na Figura 3(b) constata-se uma maximização na quantidade de municípios aos 4 conglomerados identificados pelo *LISA*, e exibidos por meio da Figura 2.

Uma vez que a estatística para validação do melhor número de agrupamentos (*FPI*) identificou como 5 o número ideal de agrupamentos. O agrupamento de número 4, na região Nordeste do mapa, ficou isolado quanto à situação da maximização buscada por este estudo. Entretanto, esta região poderia ser vista como fazendo parte do agrupamento 1 ou 3.

4. Conclusões

Por meio do *LISA* foi possível obter 4 agrupamentos com autocorrelação espacial significativa, envolvendo 14 dos 48 municípios da região em estudo. Com o objetivo de alcançar um maior número de municípios para os agrupamentos identificados pelo *LISA*, diversas classificações, por meio do algoritmo *Fuzzy c-Means*, dos municípios foram obtidas. Dentre as classificações realizadas, a que melhor identificou-se com o objetivo do estudo foi a que fez uso da produtividade, variáveis agrometeorológicas e a localização dos centroides dos municípios. O *FCM*, corroborado pelo *FPI*, identificou 5 agrupamentos, sendo que 4 deles foram identificados como uma maximização para os 4 agrupamentos identificados pelo *LISA*. Dentre os 5 agrupamentos identificados, o nível de similaridade deles ficou entre 58,93% e 70,87%. Estes valores foram obtidos pelo *ISC_i*. Com estes resultados é possível subsidiar futuros estudos com metodologias que possam validar significativamente esta maximização dos agrupamentos identificados pelo *LISA*.

5. Agradecimentos

A CNPq, CAPES e Fundação Araucária pelo apoio financeiro.

6. Referências

- Andrade, N. L. R. de; Xavier, F. V.; Alves, E. C. R. de F. Silveira, A.; Oliveira, C. U. R. Caracterização morfométrica e pluviométrica da bacia do Rio Manso – MT. **Revista Brasileira de Geociências**, v.27, n.2, p.237-248. 2008.
- Anselin, L. Local indicators of spatial association - *LISA*. **Geographical Analysis**, 27:91-115. 1995.
- Anselin, L. **The Moran scatterplot as ESDA tool to assess local instability in spatial association**. In: Fisher, M.; Scholten, H. J.; Unwin, D. Spatial Analytical Perspectives on GIS. London: Taylor & Francis, p 111-126. 1996.
- Anselin, L. **Exploratory Spatial Data Analysis in a Geocomputational Environment**. In: LONGLEY, P. A.; BROOKS, S. M.; MCDONNELL, R.; MACMILLIAN, B. Geocomputation: a primer. Chichester, John Wiley, p 77-94. 1998.
- Berlato, M. A.; Fontana, D. C.; Gonçalves, H. M. Relação entre rendimento de grãos de soja e variáveis meteorológicas. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**. Brasília, v.27, n.5, p.695-702, maio, 1992.
- Bezdek, J.C.; Pal, S.K. **Fuzzy Models for Pattern Recognition**, IEEE Press, New York (1992)
- Boydell, B.; Mcbratney, A. B. Identifying potential within: reflectance spectra: Algorithm development for remote sensing of field management zones from cotton-yield estimates. **Precis. Agric. chlorophyll. J. Plant Physiol.** 148:494–500. 3:9–23, 2002.
- Casa, A. R. Cavalieri, B. Lo Cascio. Nitrogen fertilisation management in precision agriculture: a preliminary application example on maize. **Italian Journal of Agronomy**, v.6, p. 23–27. 2011.
- CONAB, Acompanhamento da Safra Brasileira, 2008. Disponível em: <http://www.conab.gov.br/conabweb/download/safra/12_levantamento_set2008.pdf>. Acesso em: 23 out. 2008.

- Davatgar, M.R.N. Neishabouri, A.R. S. Delineation of site specific nutrient management zones for a paddy cultivated area based on soil fertility using fuzzy clustering. **Geoderma**. Volumes 173–174, p. 111-118. 2012.
- DUNN, J. C. A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact well-separated clusters **Journal of Cybernetics**, Vol. 3, Issue 3, 1973.
- Ferreira, G. C. N.; Gama, R. A. T. S. da; Cavalcanti, M. C.; Moura, A. M. de C. Organização automática de páginas Web para exibição em portais semânticos. **Anais**. WebMedia '08 Companion Proceedings of the XIV Brazilian Symposium on Multimedia and the Web Pages 161-163. ACM, New York, NY, USA, 2008.
- Gomes, A. da S.; Pires, M. de M.; Almeida, V. M. de; Rosado, P. L.; Santos, P. R. P. São José, A. R. Análise dos territórios da região sudoeste da Bahia na perspectiva do desenvolvimento rural. **Revista Desenharia**, v. 1, p. 59-82, 2011.
- Guiera, A. J. A.; Centeno, T. M.; Delgado, M. R.; Muller, M. Segmentação por Agrupamentos Fuzzy C-means em Imagens LiDAR Aplicados na Identificação de Linhas de Transmissão de Energia Elétrica. **Espaço Energia**, v. 3, p. 24-31, 2005.
- IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Mapas Digitais. Disponível em: <<http://www.ibge.gov.br/home/download/geociencias.shtm>>. Acesso em: 20 set. 2012
- Jacox, E. H.; Samet, H. ACM Transactions on Database Systems (TODS). **Spatial join techniques**, [s.l.] v. 32 n. 1, p.7-es, 2007.
- MATLAB R2010a. Disponível em: <http://www.mathworks.com/help/techdoc/?s_cid=ML2012_bb_doc>. Acesso em: 23 jun. 2012.
- MCbratney, A. B.; Moore, A. W. Application of fuzzy sets to climatic classification. **Agr. Forest Meteorol.**, 35, 165–185, 1985.
- Ng, H. P.; Ong, S. H.; Weng, K.; Foong, C.; Goh, P. S.; Wieslaw; N. L. Fuzzy c-means algorithm with local thresholding for gray-scale images. **International Journal on Artificial Intelligence Tools**. v. 17, n. 4, p.765–775, 2008.
- SEAB, 2010. Disponível em: <<http://www.agricultura.pr.gov.br/>>. Agropecuária - Estatísticas, Produção agropecuária, Produção Agrícola Paranaense por Município - últimas 5 safras.
- SIMEPAR. Sistema Meteorológico do Paraná. 2010.
- Singh, P., **Accounting for Spatial Variations using Spatial Autocorrelation and Fuzzy Classifiers Algorithm**, Master of Science, Department of Geography and Environmental Resources, Graduate School, Southern Illinois University at Carbondale, Illinois, USA, 2006.
- Toledo, N. T.; Muller, A. G.; Berto, J. L.; Mallmann, C. E. S. Ajuste do modelo fototérmico de estimativa do desenvolvimento e do índice de área foliar de soja. **Rev. bras. eng. agríc. ambient.** [online]. v.14, n.3, p. 288-295. ISSN 1807-1929. 2010
- Wang, H; Fei, B. A modified fuzzy C-means classification method using a multiscale diffusion filtering scheme. **Med. Image Anal.**v.13, p.2, 193-202. 2009.