

INTERPOLADOR INVERSO DA DISTÂNCIA A UMA POTÊNCIA: DETERMINAÇÃO DE MELHORES PARÂMETROS

GABRIELA K. MICHELON¹, CLAUDIO L. BAZZI², ALEXSSANDER A. K.
LIESENFELD³, LÍGIA F. BORGES⁴, KELYN SCHENATTO⁵

¹Graduanda em Ciência da Computação, Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR), Medianeira – PR, Fone: (0xx45) 3240-8000, gabilukcs@hotmail.com.

²Tecnólogo em Proc. de Dados, Doutor em Eng. Agrícola, Prof. Adjunto, Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Tecnologias Computacionais para o Agronegócio, Departamento de Computação, UTFPR, Medianeira - PR.

³Mestrando em Tecnologias Computacionais para o Agronegócio, UTFPR, Medianeira - PR.

⁴Mestranda em Tecnologias Computacionais para o Agronegócio, UTFPR, Medianeira - PR.

⁵Tecnóloga em Análise e Desenv. de Sistemas, Doutoranda em Eng. Agrícola, Professora do Departamento de Computação, UTFPR, Santa Helena – PR.

Apresentado no

XLV Congresso Brasileiro de Engenharia Agrícola - CONBEA 2016
24 a 28 de julho de 2016 - Florianópolis - SC, Brasil

RESUMO: Os interpoladores são utilizados na geração de mapas temáticos, buscando a melhor caracterização da variabilidade espacial de características de solo e planta, sendo que quanto mais real for a distribuição espacial dos atributos do solo, melhor o manejo e gerenciamento das lavouras e conseqüentemente, maior a lucratividade do produtor. Neste sentido, o objetivo foi comparar os resultados de interpolação realizadas pela Krigagem ordinária (KRI) e os obtidos pelo interpolador inverso da distância elevado a uma potência (IDP), quando utilizadas funcionalidades de determinação de melhores parâmetros, fazendo uso de estatísticas de validação cruzada obtidas com dados de produtividade do milho de três áreas agrícolas, obtidos por meio de coleta manual, com densidade mínima de 3 pontos por ha⁻¹. Os resultados mostraram que o método IDP pode apresentar resultados equivalentes a KRI quando utilizados os parâmetros de seleção indicados pelo método utilizado neste trabalho. As análises foram realizadas variando-se o número de vizinhos e o expoente do IDP de 1 a 3, variando de 0,1. Verificou-se que as maiores diferenças entre os mapas gerados ocorreram quando os dados não apresentaram normalidade.

PALAVRAS-CHAVE: krigagem, mapas temáticos, validação cruzada.

INVERSE OF DISTANCE INTERPOLATOR TO A POWER: DETERMINATION OF THE BEST PARAMETERS

ABSTRACT: The interpolators are used to generate thematic maps, seeking a better characterization of the spatial variability of characteristics of soil and plant, being that how much more real is the spatial distribution of soil properties, better handling and management of crops and consequently, the higher the profitability of the producer. In this way, the objective was to compare the interpolation results performed by ordinary Kriging (KRI) and the results obtained by inverse of distance interpolation raised to a power (IDP), when features of determination of the best parameters, making use of cross validation statistics obtained with the corn productivity data from three agricultural areas, obtained by collection manual, with minimum density of 3 points per ha⁻¹. The results, showed that the method IDP may provide equivalent results to KRI when use the selection parameters specified by the method used in this work. The analysis were performed by varying the number of neighbors

and exponent of IDP of 1 to 3, ranging from 0.1. It found that the major differences between the generated maps occurred when the data did not show normality.

KEYWORDS: kriging, thematic maps, cross-validation.

INTRODUÇÃO

A elaboração de mapas temáticos é uma das fases necessárias à prática da Agricultura de Precisão (AP), pois representam a variabilidade espacial do solo e da planta para a identificação de fatores que afetam o rendimento das culturas, permitindo assim, otimizar a utilização de recursos em determinados locais da área de cultivo, levando a diminuição de custos de produção e da degradação ambiental e o aumento da produtividade (GREGO et al., 2014).

O gerenciamento das lavouras está intrinsecamente ligado a variabilidade espacial, pois é preciso correlacionar causas e efeitos a partir de dados históricos e de distribuição espacial de uma área para melhorar as propriedades do solo e da planta. Portanto, a análise de mapas de produtividade auxilia na compreensão das causas da variabilidade da produtividade e qualidade das culturas. (CARVALHO et al., 2002).

Para realizar o mapeamento da variabilidade espacial de um determinado atributo é necessário ter dados da localização e o valor do atributo. Estes dados normalmente são obtidos de uma grade não regular de pontos de uma área. Para obter uma grade regular de pontos é necessário o uso de interpoladores, pois estes estimam valores para locais da área de cultivo não amostrados (VILELA; CATANEO, 2009).

Segundo Guedes *et al.* (2012), os interpoladores espaciais podem ser classificados em dois grupos: interpoladores determinísticos e estatísticos. E dos interpoladores determinísticos, o interpolador inverso da distância elevado a uma potência (IDP) é o mais utilizado. O método de interpolação da krigagem ordinária (KRI), é um interpolador estatístico, que se destaca entre os demais interpoladores da literatura, pois leva em consideração a existência de dependência espacial (SILVA, et al., 2008).

Deste modo, estes dois métodos de interpolação serão utilizados para comparação de desempenho na geração de mapas temáticos, pois embora a KRI faça uma descrição mais acurada da estrutura espacial dos dados, é muito mais complexa de ser implementada e utilizada comparada a outros interpoladores, pois para aplicar o método de interpolação da KRI, é necessário ajustar uma função ao semivariograma, visando estimar os parâmetros de dependência espacial (efeito pepita, contribuição, patamar e alcance) (FERREIRA et al., 2013).

Na interpolação usando IDP, a influência de cada ponto amostrado é inversamente proporcional à distância do ponto a ser estimado (BETZEK et al., 2014). Apesar de o método IDP requerer a escolha da melhor potência a ser utilizada na ponderação, para que seu resultado seja preciso, ainda assim é mais simples e fácil de ser utilizado em relação ao interpolador da KRI, pois a KRI necessita da análise criteriosa de qual modelo teórico (gaussiano, esférico, exponencial, entre outros) deve-se considerar para a estimativa das semivariâncias, além dos valores dos seus respectivos parâmetros (alcance, patamar e efeito pepita). Deste modo, se este o modelo for ajustado de forma inapropriada, mais valerá utilizar outro método de interpolação, como IDP.

Portanto, Este trabalho tem como objetivo apresentar a comparação dos interpoladores IDP e KRI, para elucidar o interpolador IDP como método de interpolação alternativo mais simples e fácil de usar, podendo ter eficiência tão boa quanto a do interpolador da KRI. Para

tanto, criou-se uma função que testa e avalia o desempenho do interpolador IDP com alterações dos pesos de forma automática, de maneira a agilizar a escolha da melhor potência.

MATERIAL E MÉTODOS

Três áreas experimentais, localizadas no município de Serranópolis do Iguaçu/PR, foram utilizadas para análise no trabalho, sendo a área A com 10 ha⁻¹, área B com 23,8 ha⁻¹ e a área C com 19,8 ha⁻¹. As áreas estão localizadas no município de Serranópolis do Iguaçu/PR, onde as áreas A e B localizam-se sob coordenadas geográficas 25°24'28" S e 54°00'17" O com elevação média de 355 m e a área C com centro geográfico em 25°26'49" S 54°04'59" O e elevação de 280 m. Ambas as áreas são cultivadas pelo sistema de plantio direto há mais de 10 anos, com rotação das culturas soja e milho. Por meio do software Pathfinder foram determinadas três grades amostrais irregulares, contendo 42 pontos na área A, 73 na área B e 56 pontos na área C.

Foram utilizados dados da produtividade do milho da safra 2012 para as áreas A e B, e safra 2011 para a área C. As amostras de milho foram coletadas manualmente, colhendo-se duas linhas em um percurso de um metro, correspondendo a uma área de aproximadamente 1 m². Após a coleta, foi realizada a debulha manual e posteriormente as amostras foram secas em estufa a 105°C e calculada a produtividade em t/ha⁻¹, considerando o teor de água de 12%.

A variabilidade espacial dos dados foi analisada por meio da geoestatística por meio do software ArcView 9.3. Para obter o melhor modelo do interpolador da krigagem ordinária, utilizou-se os semivariogramas gerados, ajustando-se os modelos teóricos (exponencial, gaussiano e esférico) e para obter a melhor potência a elevar o interpolador inverso da distância criou-se uma função utilizando linguagem SQL. Para criar a função do interpolador do inverso da distância elevado a uma potência e do índice de comparação de erros, foi utilizado o Sistema Gerenciador de Banco de Dados (SGDB) PostgreSQL, com a extensão para dados georreferenciados PostGis, e o ambiente de gerenciamento PgAdmin III. Os métodos de interpolação foram então comparados fazendo uso das estatísticas de validação cruzada.

A função principal requer alguns parâmetros para executar a interpolação, como a área a ser interpolada, a quantidade de expoentes a serem testados, a quantidade de vizinhos ou o raio para a interpolação de cada ponto amostral. Esta função realiza a chamada de outra que realizara a interpolação, e após interpolado todos os pixels, a função principal realiza a chamada de outra função que calcular os parâmetros necessários para a escolha do melhor modelo, indicando pelo menor Índice de Comparação de Erros (ICE). Ao final é retornado qual o melhor expoente a ser utilizado (dentro do intervalo informado pelo utilizador), de acordo com a quantidade de vizinhos ou raio exigido.

Os mapas gerados foram avaliados por meio da matriz de erros calculando os índices Kappa, em que o nível de concordância entre as áreas é: sem concordância quando $0 < K \leq 0,2$, fraca concordância quando $0,2 < K \leq 0,4$, moderada concordância quando $0,4 < K \leq 0,6$, forte concordância se $0,6 < K \leq 0,8$ e quando $0,8 < K \leq 1$, concordância muito forte entre as ZM (Landis e Koch, 1977, Equação 1).

Também calculou-se o índice Tau (DALPOSSO et al., 2012) (Equação 2), que é semelhante e é interpretado da mesma forma que o índice Kappa, no entanto, a diferença é que usa na sua fórmula, as probabilidades iniciais para cada classe.

$$K = \frac{\left\{ n \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r (x_{i+} * x_{+i}) \right\}}{\left\{ n^2 - \sum_{i=1}^r (x_{i+} * x_{+i}) \right\}} \quad (1)$$

em que, K - Índice de concordância Kappa; n - o número total de observações (pontos da amostra); r - número de classes de matriz de erro; x_{ii} - número de combinações na diagonal; x_{i+} - total de observações em linha i ; x_{+i} - total de observações na coluna i .

$$T = \left(\frac{P_0 - P_r}{1 - P_r} \right) \quad (2)$$

em que, P_0 corresponde à concordância real e P_r à concordância casual que é definida por $1/M$, sendo M o número de categorias ou classes.

Utilizou-se o coeficiente de desvio relativo – CDR (Equações 3 e 4), para calcula a diferença percentual média em módulo dos valores interpolados em cada mapa, considerando um dos mapas como padrão (COELHO et al., 2009).

$$CDR_i = \left(\frac{P_i - P_{ipad}}{P_{ipad}} \right) * 100 \quad (3)$$

$$CDR = \frac{\sum_{i=1}^n |CDR_i|}{n} \quad (4)$$

em que, CDR_i – coeficiente de desvio relativo pontual, %; CDR – coeficiente de desvio relativo, %; n – número de pontos estimados; P_{ipad} - ponto i do mapa padrão; P_i - ponto i para o mapa a ser comparado. Para comparar os métodos de interpolação utilizou-se as estatísticas de Erro Médio Padronizado (ER, Equação 5) e do Desvio Padrão de Erro Médio Reduzido (SER, Equação 6), equações propostas por Isaaks e Srivastava, 1989:

$$\overline{ER} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{\hat{Y}(s_i)}{\hat{\sigma}(\hat{Z}(s_i))} \quad (5)$$

$$SER = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|\hat{Y}(s_i)|}{\hat{\sigma}(\hat{Z}(s_i))}} \quad (6)$$

em que, $\hat{Y}(s_i) = Z(s_i) - \hat{Z}(s_i)$ é o erro previsto associado a estimativa do rendimento espacial de um determinado ponto s_i , $Z(s_i)$ é o valor do ponto observado, $\hat{Z}(s_i)$ é o valor estimado do ponto interpolado, $\hat{\sigma}(\hat{Z}(s_i))$ é o desvio padrão estimado associado com rendimento estimado e n é o número de amostras analisadas.

Com o ER e o SER utilizou-se a estatística chamada de Índice de Comparação de Erros (ICE, equação 7, Bazzi et al., 2009), que foi utilizada para avaliar o desempenho dos três modelos de variogramas na interpolação dos dados e cada expoente do interpolador inverso da distância.

$$ICE_i = A_i + B_i \quad (7)$$

em que:

$$A_i = \begin{cases} \frac{ABS(ER)_i}{MAX(ABS(ER))}, & \text{quando } MAX(ABS(ER)) > 0 \\ 1, & \text{quando } MAX(ABS(ER)) = 0 \end{cases}$$

$$B_i = \begin{cases} \frac{ABS(SER-1)_i}{MAX(ABS(SER-1))}, & \text{quando } MAX(ABS(SER-1)) > 0 \\ 1, & \text{quando } MAX(ABS(SER-1)) = 0 \end{cases}$$

O melhor modelo é aquele que tiver o menor ICE. O ICE será baixo quando ER for próximo a 0 e o SER for próximo a 1, avaliando-se a tendência de cada modelo.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os dados da produtividade do milho foram interpolados por KRI e IDP analisando os 5, 10 e 15 vizinhos mais próximos de cada ponto interpolado, visando entender se quanto maior a quantidade de vizinhos, melhor a interpolação dos dados. Os resultados obtidos das interpolações com 5, 10 e 15 vizinhos para o melhor modelo em relação a KRI e o melhor expoente em relação ao IDP são apresentados na Tabela 1.

Na área A, o melhor ICE se apresentou com 10 e 5 vizinhos, com o interpolador da KRI, sendo portanto indicado como o melhor interpolador para os dados desta área. Analisando os resultados do interpolador IDP, o melhor ICE obtido, foi com expoente 3 com 15 vizinhos na interpolação. Comparando os dois modelos pela validação cruzada, Figura 1, foram semelhantes, porém dispersas da linha linear.

A área B teve os melhores ICE com 15 vizinhos, sendo o modelo Gaussiano na krigagem ordinária e 2.8 o expoente do inverso da distância elevado a uma potência. Comparando os dois melhores ICES de cada interpolador na área B, a KRI obteve o melhor resultado, mas na Figura 2 pode ser visualizado o quanto tiveram previsões semelhantes entre si, em relação ao valor real da amostra.

Na área C, o IDP obteve resultados melhores que a KRI, pois tanto na interpolação com 15 vizinhos quanto na de 5, teve o menor ICE comparado a KRI. Na Figura 3 pode ser visualizado o melhor modelo para krigagem (gaussiano com 10 vizinhos) e o de IDP (expoente 3 com 15 vizinhos).

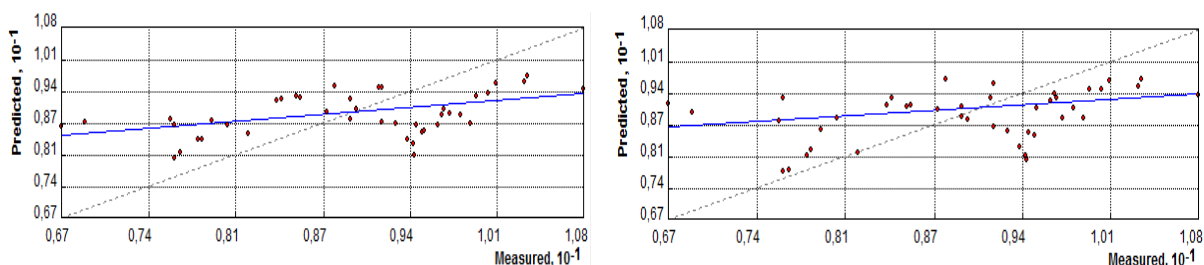


FIGURA 1. Função de regressão área A - KRI: $0,216 * x + 7,036$ e IDP: $0,174 * x + 7,527$, respectivamente.

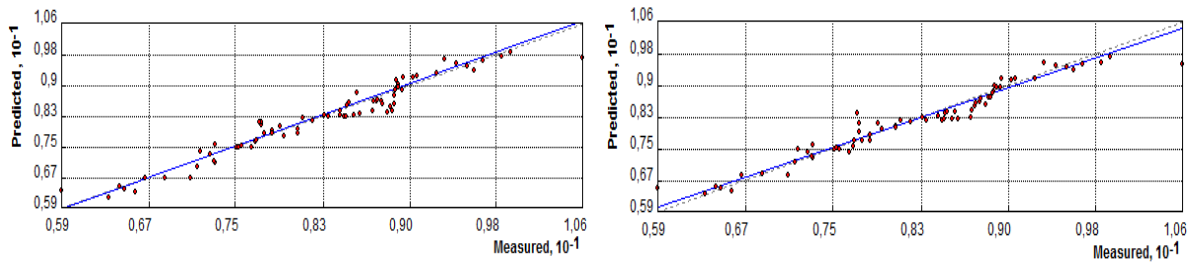


FIGURA 2. Função de regressão área B - KRI: $1,018 * x + -0,143$ e IDP: $0,935 * x + 0,516$, respectivamente.

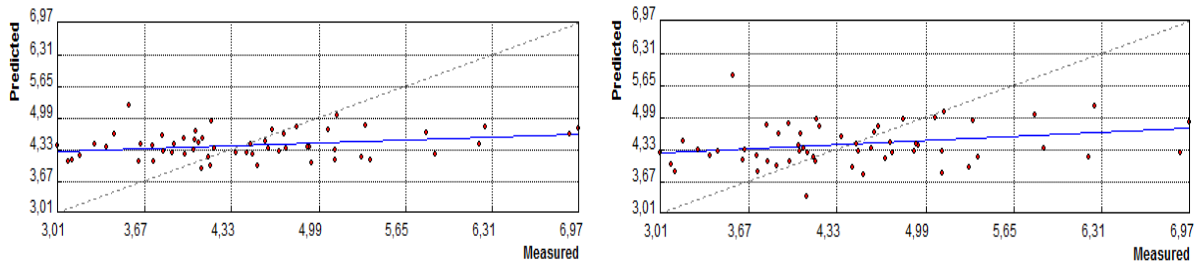


FIGURA 3. Função de regressão área C - KRI: $0,084 * x + 4,045$ e IDP: $0,126 * x + 3,873$, respectivamente.

TABELA 1. Comparação do ICE dos métodos de interpolação separado pelo N° de vizinhos utilizados.

Área milho	Software utilizado	ER	SER	ICE	N° Vizinhos	Melhor modelo/expoente
ÁreaA_2012	Arcmap KRI	0,0056	1,0210	0,4057	15	Gaussiano
	PostgreSQL IDW	-0,0541	1,1557	0,8477		3
	Arcmap KRI	-0,0017	1,0260	0,1905	10	Gaussiano
	PostgreSQL IDW	-0,0539	1,1581	1,3155		2.8
ÁreaB_2012	Arcmap KRI	-0,0017	1,0260	0,1905	5	Gaussiano
	PostgreSQL IDW	-0,0601	1,0775	1,3689		3
	Arcmap KRI	0,0024	0,8994	0,8687	15	Gaussiano
	PostgreSQL IDW	0,0000	0,4255	0,9884		2.8
ÁreaC_2011	Arcmap KRI	0,0022	0,8605	1,2460	10	Gaussiano
	PostgreSQL IDW	0,0002	0,4222	0,9972		2.4
	Arcmap KRI	0,0017	0,5496	0,9109	5	Esférico
	PostgreSQL IDW	0,0035	0,3838	1,1736		3
ÁreaC_2011	Arcmap KRI	-0,0029	1,0440	0,9160	15	Gaussiano
	PostgreSQL IDW	0,0285	1,2789	0,6894		3
	Arcmap KRI	-0,0021	1,0420	0,8246	10	Gaussiano
	PostgreSQL IDW	0,0170	1,2440	0,9245		3
ÁreaC_2011	Arcmap KRI	-0,0257	1,0420	1,7119	5	Gaussiano
	PostgreSQL IDW	0,0087	1,1795	1,0539		3

O Índice de Dependência Espacial (IDE) obtido pela krigagem foi classificado como moderado nas áreas A e C e forte para a área B (Tabela 2, Cambardella et al 1994). Nos mapas temáticos (Figura 4) isto representou que somente a área que teve forte dependência (B) espacial obteve maior semelhança entre os interpoladores utilizados (IDP e KRI).

Aplicando os índices Kappa, Tau e o coeficiente CDR (Tabela 3), verificou-se que pelo índice Kappa, houve forte concordância entre os mapas interpolados pelo melhor modelo de KRI e do IDP na área A e B. A área C apresentou fraca concordância entre os melhores modelos de cada interpolador.

Analisando o índice Tau, que deve ser levado com maior consideração em comparação ao índice Kappa, pois seu cálculo de concordância casual inicial entre as classes evita falhas que incorrem no índice Kappa, houve forte concordância nas áreas A e B e moderada para a área C.

O coeficiente de desvio relativo (CDR) tem como objetivo expressar o percentual médio absoluto da diferença entre dois mapas. Portanto, quanto menor o seu valor, mais semelhantes os mapas são. As áreas A e B se apresentaram muito semelhantes nos mapas gerados pelo melhor modelo de cada um dos interpoladores em estudo. A área C obteve uma diferença um pouco maior, representando 8,24% de desvio entre os interpoladores.

TABELA 2. Análise geoestatística da produtividade do milho para a geração de mapas temáticos

Área	Modelo	IDE*	Classificação**
A	Gaussiano	44,77%	Moderada
B	Gaussiano	2,8%	Forte
C	Exponencial	65,37%	Moderada

* IDE – Índice de Dependência Espacial; ** Classificação proposta por Cambardela et al. (1994).

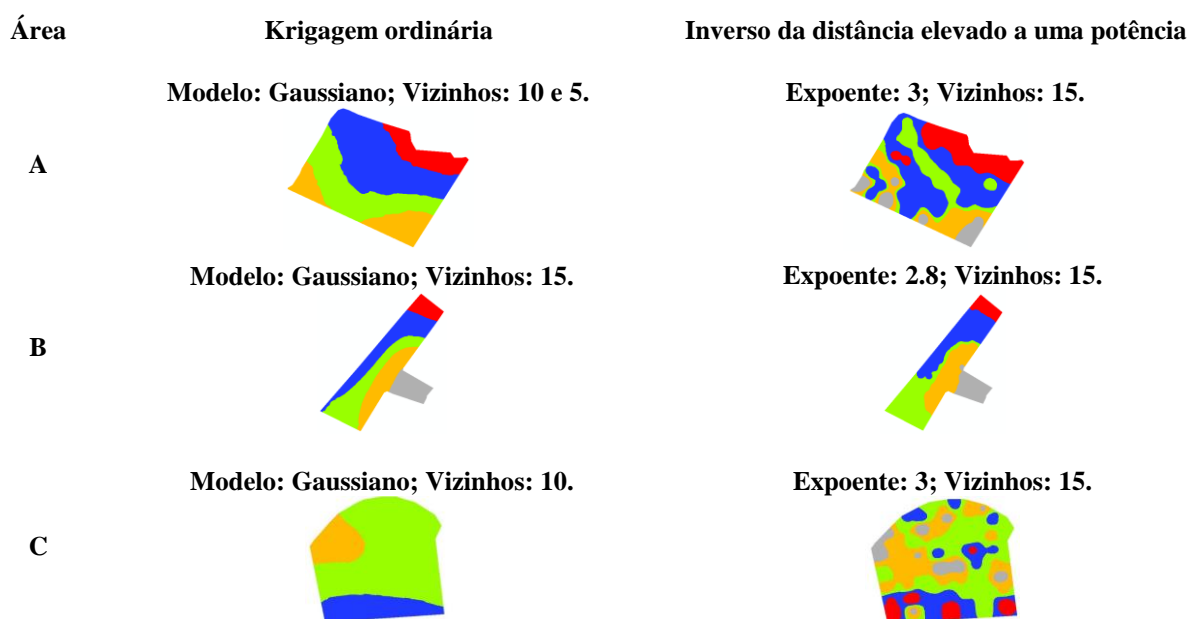


FIGURA 4. Mapas gerados a partir dos interpoladores de KRI e IDP que apresentaram menores ICEs.

TABELA 3. Comparação entre os mapas de produtividade do milho, gerados pelos interpoladores KRI e IDW por meio dos índices Kappa, Tau e CDR.

ÁREA	KAPPA	TAU	CDR
A	0,7	0,75	1,75%
B	0,62	0,65	3,18%
C	0,22	0,52	8,24%

Também foram geradas divisões das áreas A, B e C em 2, 3, 4 e 5 em classes, classificadas com o algoritmo Fuzzy C-Means, devido a remoção da interferência pessoal na classificação. A partir disso, utilizou-se o índice KAPPA para avaliar sua concordância, sendo que os resultados mostraram que a divisão em 3 classes, obteve-se mapas mais similares para as três áreas de estudo, comprovando a semelhança dos mapas de cada interpolador, sendo que a área A e C teve forte concordância entre os mapas e a área B muito forte. Já a divisão em 5 ZM se mostrou de moderada a baixa concordância nas 3 áreas estudadas, como mostra a Figura 5.

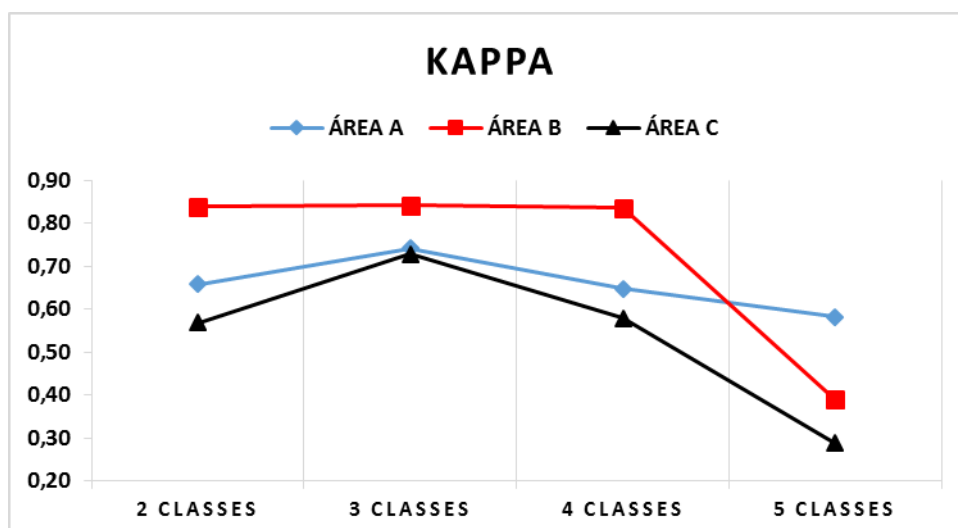


FIGURA 5. Gráfico do índice KAPPA para comparação da geração de unidas de manejo.

CONCLUSÕES

Foi possível verificar que o interpolador do inverso da distância elevado a uma potência pode apresentar um desempenho tão bom quanto o do interpolador da krigagem, pois os mapas temáticos e a validação cruzada tiveram valores estimados muito próximos na interpolação da área B, que foi a única área das três em estudo que apresentou forte dependência espacial. Também, na análise do índice Kappa, percebeu-se que nas divisões das áreas em 2, 3 e 4 classes, a área B se destacou por apresentar concordância muito forte entre os mapas.

Apesar de os mapas temáticos na área C não terem sido semelhantes visualmente, o índice CDR confirmou a semelhança entre os mapas interpolados através do baixo percentual de diferença entre os interpoladores. Além disso, através do ICE, o interpolador do inverso da distância elevado a uma potência, obteve o melhor resultado em relação a KRI na área C.

Portanto, se o interpolador do inverso da distância elevado a uma potência for utilizado com os parâmetros corretos, pode-se ter um desempenho satisfatório para gerar mapas de maneira mais simples e rápida em relação ao interpolador da krigagem, utilizando a função criada neste trabalho.

AGRADECIMENTOS

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), à Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR) pelo Programa de Pós-Graduação em

Tecnologias Computacionais para o Agronegócio e à Universidade Estadual do Oeste do Paraná (UNIOESTE), pelo apoio financeiro e incentivo à pesquisa.

REFERÊNCIAS

- BAZZI, C. L.; SOUZA, E. G. de; URIBE-OPAZO, M. A.; SANTOS, D.; KONOPATZKI, M. R. S. **Uso da validação cruzada na seleção de modelos de semivariogramas.** *In:* Proc. Congresso Brasileiro de Engenharia Agrícola, 2009, Petrolina/Juazeiro. Anais do 38º Congresso Brasileiro de Engenharia Agrícola, 2009.
- BETZEK, N. M.; SOUZA, E. G. de; BAZZI, C. L.; MATTÉ, M. A.; SCHENATTO, K. Influência no método de interpolação na produtividade de soja em duas áreas amostrais. *In:* Congresso Brasileiro de Agricultura de Precisão- ConBAP 2014, São Paulo. **Anais...** São Pedro, 2014. 4 p.
- CAMBARDELLA, C. A.; MOORMAM, T. B.; NOVACK, J. M.; PARKIN, T. B.; KARLEN, D. L.; TURCO, R. F.; KNOPKA, A. E. **Field-scale variability of soil properties in central Iowa soils.** *Soil Science Society America Journal, Medison*, v.58, p.1240-1248, 1994.
- CARVALHO, J. R. P. de; SILVEIRA, P. M. da; VIEIRA, S. R. Geoestatística na determinação da variabilidade espacial de características químicas do solo sob diferentes preparos. **Revista Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 37, n. 8, p. 1151-1159, 2002.
- COELHO, E. C.; SOUZA, E. G.; URIBE-OPAZO, M. A.; PINHEIRO NETO, R. **Influência da densidade amostral e do tipo de interpolador na elaboração de mapas temáticos.** *Acta Scientiarum Agronomy, Maringá*, v. 31, n. 1, p. 165-174, 2009.
- DALPOSSO, G. H.; URIBE-OPAZO, M. A.; MERCANTE, E.; JOHANN, J. A.; BORSSOI, J. A. **Comparison measures of maps generated by geostatistical methods.** *Engenharia Agrícola, Jaboticabal*, v. 32, n. 1, p. 174-183, 2012.
- FERREIRA, I. O.; SANTOS, G. R. dos; RODRIGUES, D. D. Estudo sobre a utilização adequada da krigagem na representação computacional de superfícies batimétricas. **Revista Brasileira de Cartografia**, n. 65/5, p. 831-842, 2013.
- GREGO, C. R.; OLIVEIRA, R. P. de; VIEIRA, S. R. Geoestatística aplicada a Agricultura de Precisão. *In:* BERNARDI, A. C. de C.; NAIME, J. de M.; RESENDE, A. V. de; BASSOI, L. H.; INAMASU, R. Y. **Agricultura de precisão: resultados de um novo olhar.** 1. ed. Brasília: Embrapa Instrumentação, 2014. Cap. 5, p. 74-83.
- GUEDES, I. C. de L.; MELLO, J. M. de; MELLO, C. R. de; OLIVEIRA, A. D. de; SILVA, S. T. da; SCOLFORO, J. R. S. Técnicas geoestatísticas e interpoladores espaciais na estratificação de povoamentos de *Eucalyptus sp.* **Revista Ciência Florestal**, v. 22, n. 3, p. 541-550, 2012.
- ISAAKS, E.H.; SRIVASTAVA, R.M. **An introduction to applied geostatistics.** New York, Oxford University Press, 1989. 561p.
- LANDIS, J. R.; KOCH, G. G. **The measurement of observer agreement for categorical data.** *Biometrics*, Arlington, v. 33, n. 1, p. 159-174, 1977.
- SILVA, S. de A.; LIMA, J. S. de S.; SOUZA, G. S. de; OLIVEIRA, R. B. de. Evaluation of statistic and deterministic interpolators in the estimate of attributes of the soil in agriculture of precision. **Idesia**, v. 26, n. 2, p. 75-81, 2008.
- VILELA, L. C.; CATANEO, A. Análise do método de interpolação krigagem ordinária aplicado à pesquisa agrônômica. **Revista Energia na Agricultura**, v. 24, n. 1, p. 85-104, 2009.