

## COEFICIENTE DE CONCORDÂNCIA ESPACIAL EM MAPAS DE VARIABILIDADE

MARCIO PAULO DE OLIVEIRA<sup>1</sup>, MIGUEL ANGEL URIBE-OPAZO<sup>2</sup>, GUSTAVO HENRIQUE DALPOSSO<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Doutor, Universidade Tecnológica Federal do Paraná – UTFPR, marciooliveira@utfpr.edu.br

<sup>2</sup> Doutor, Universidade Estadual do Oeste do Paraná – UNIOESTE, miguel.opazo@unioeste.br

<sup>3</sup> Doutor, Universidade Tecnológica Federal do Paraná – UTFPR, gustavodalposso@utfpr.edu.br

Apresentado no  
LI Congresso Brasileiro de Engenharia Agrícola - CONBEA 2022  
27 a 29 de outubro de 2022 - Pelotas - RS, Brasil

**RESUMO:** A produtividade de culturas agrícolas, como o trigo possui relevância em ciências agrárias sendo dependente de propriedades do solo. Em ciências agrárias é comum a utilização de mapas de variabilidade espacial como da produtividade e propriedades do solo para monitorar uma área, e indicar regiões para um tratamento, como o acréscimo de calcário em busca de aumento de produtividade. Esses mapas podem ser obtidos por krigagem, com modelos de dependência espacial, dessa forma, é importante o estudo de métricas que permitam a comparação de mapas gerados com diferentes modelos de dependência. O objetivo deste trabalho é propor a aplicação de um método de comparação para mapas de variabilidade por meio da modelagem da concordância espacial, que considera um mapa de referência como padrão-ouro. O estudo foi aplicado em dados de produtividade de trigo do ano de 2019, obtidos de um talhão na mesorregião Oeste do Paraná. Os resultados mostraram que o modelo de dependência espacial pode ser selecionado a partir da concordância com um mapa de referência. Assim, a modelagem de concordância espacial com padrão-ouro, indica uma forma de selecionar imagens obtidas por diferentes recursos.

**PALAVRAS-CHAVE:** dependência espacial, geostatística, modelagem de variabilidade espacial.

### SPATIAL AGREEMENT COEFFICIENT IN VARIABILITY MAPS

**ABSTRACT:** The yield of agricultural crops such as wheat is relevant in agricultural sciences and depends of the soil properties. In agricultural sciences, it is common to use spatial variability maps such as crop yield and soil properties to monitor an area and indicate regions for a certain type of treatment, such as the addition of limestone. The maps can be obtained by kriging interpolation from spatial dependence models, thus, it is important to study metrics which allow the compare maps generated with different spatial dependence models. The objective of this work was to propose the application of a method for comparing variability maps using the spatial agreement modeling with gold standard. The approach was applied in wheat yield data obtained in year 2019 from an area located in the West mesoregion of Paraná-Brazil. The results showed that the spatial dependence model can be selected from the agreement with a reference map. Thus, the spatial agreement modeling with gold standard, indicates a way to select images obtained by several resources.

**KEYWORDS:** spatial dependence, geostatistical, spatial variability modeling.

**INTRODUÇÃO:** O trigo é uma cultura de inverno, sendo que o estado do Paraná-Brasil é um dos principais produtores com aproximadamente 40% da produção brasileira nos anos de 2021 e 2022 (CONAB, 2022). A importância nutricional e no cenário econômico desse grão é evidenciado em diversos estudos (VIEIRA et al., 2019; KRAISIG et al., 2021). As áreas de cultivo de trigo podem ser monitoradas por meio de mapas de variabilidade espacial de propriedades do solo e da planta que permitem ao produtor acompanhar o desenvolvimento da cultura e se necessário realizar ações com vistas a melhoria das condições da área para o incremento da produtividade. A construção de mapas

de variabilidade espacial utiliza a modelagem da estrutura de dependência espacial de uma variável para a interpolação por krigagem. A metodologia comumente utilizada na escolha do modelo de dependência espacial é a validação cruzada combinada com os critérios de Akaike e Bayesiano (FARACO et al., 2008). O objetivo deste trabalho é propor a aplicação da metodologia de modelagem de concordância espacial em mapas de variabilidade espacial, de forma que se possa estabelecer o grau de acordo, considerando um *lag* espacial (VALLEJOS et al., 2020), entre as imagens de mapas interpolados com diferentes modelos de dependência espacial, dessa forma é possível identificar o modelo que apresenta maior concordância com o mapa de referência, denominado de padrão-ouro (OLIVEIRA et al., 2020), que pode ser obtido com o modelo selecionado pela metodologia convencional ou com monitor de colheita. A metodologia foi aplicada a dados da produtividade de trigo do ano de 2019 em uma área localizada na mesorregião Oeste do Paraná.

**MATERIAL E MÉTODOS:** O estado do Paraná possui extensão territorial de 199.709 km e localiza-se na região sul do Brasil, sendo atravessado pelo trópico de Capricórnio (IBGE, 2010). A área em estudo da mesorregião Oeste do Paraná, é uma das produtoras de trigo e possui uma extensão territorial de 22.864,70 km<sup>2</sup>. Os climas predominantes no estado são: temperado úmido com verão quente, subúmido com pequena deficiência hídrica, megatérmico e subtropical úmido com inverno seco (APARECIDO et al., 2016).

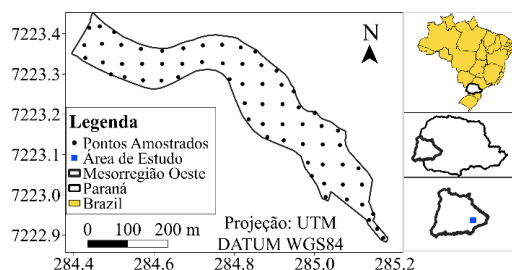


FIGURA 1. Mapa de localização da área em estudo na mesorregião Oeste do Paraná.

Os dados de produtividade de trigo (t ha<sup>-1</sup>) foram obtidos no ano de 2019 em uma área com 9,73 ha. O modelo de comparação utilizado para avaliar o grau de concordância entre dois ou mais instrumentos de medição sob presença de um padrão-ouro, ou medida referência foi proposto por LAURENT (1998) e pode ser escrito em notação matricial como

$$\mathbf{Y}_i = x_i \mathbf{1}_p + \boldsymbol{\epsilon}_i, \quad (1)$$

em que,  $\mathbf{Y}_i = (y_{i1}, \dots, y_{ip})^T$  é o vetor de medidas  $p \times 1$  dos  $p$  métodos aproximados na unidade  $i$ ,  $\mathbf{1}_p$  é o vetor  $p \times 1$  de elementos iguais 1 e  $\boldsymbol{\epsilon}_i = (\epsilon_{i1}, \dots, \epsilon_{ip})^T$  é o vetor dos erros aleatórios  $p \times 1$  dos  $p$  métodos na unidade  $i$ , para  $i = 1, \dots, n$ , sendo o padrão-ouro com média  $E(x_i) = \mu$  e variância  $Var(x_i) = \phi$ , com  $\epsilon_{ij}$  independente de  $x_i$ , com média  $E(\epsilon_{ij}) = 0$  e variância  $Var(\epsilon_{ij}) = \sigma^2$ .

Os estimadores de máxima verossimilhança (EML) dos parâmetros  $\mu$ ,  $\phi$  e  $\sigma$  são dados, respectivamente, por  $\hat{\mu} = \bar{x}$ ,  $\hat{\phi} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$  e  $\hat{\sigma} = \mathbf{S}_d = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{D}_i \mathbf{D}_i^T$ , em que  $\mathbf{D}_i = \mathbf{Y}_i - x_i \mathbf{1}_p$  para  $i = 1, \dots, n$ . O EML do coeficiente de concordância  $\rho_j = \phi / (\phi + \sigma_{jj})$  para a concordância entre os métodos  $j = 1, \dots, p$  com o padrão-ouro é dado por  $\hat{\rho}_j = \hat{\phi} / (\hat{\phi} + \hat{\sigma}_{jj})$ , sendo  $\hat{\sigma}_{jj}$  os elementos da diagonal da matriz  $\mathbf{S}_d$  (GALEA, 2013). Na comparação com padrão-ouro o modelo a ser selecionado deve possuir maior valor de  $\hat{\rho}_j$  (OLIVEIRA et al., 2020).

No contexto da dependência espacial, para um *lag* espacial fixo foi apresentado por (VALLEJOS et al., 2020) uma abordagem para a determinação de  $\hat{\rho}_j$  considerando sub-janelas não sobrepostas no domínio da imagem, de forma que as concordâncias são estimadas localmente, com os dados contidos em cada sub-janela, e posteriormente determinado a concordância média, que estima o

grau de acordo entre a imagem de referência e a imagem aproximada. Dessa forma,  $\hat{\rho}_j^c(\mathbf{h})$  pode ser obtido como:  $\hat{\rho}_j^c(\mathbf{h}) = \frac{1}{w} \sum_{i=1}^w \hat{\rho}_j(\mathbf{h}_i)$ , em que  $w$  é o número de sub-janelas em que a região do mapa foi subdividida e  $\mathbf{h}$  é o lag espacial fixo que permite a determinação das sub-janelas. Neste estudo o mapa de referência (padrão-ouro), foi gerado pelo modelo de dependência espacial selecionado com validação cruzada e os critério de Akaike e Bayesiano.

**RESULTADOS E DISCUSSÃO:** As estatísticas descritivas para os dados da produtividade de trigo (Prod) em t ha<sup>-1</sup> na área em estudo são apresentadas na Tabela 1. Nessas estatísticas é possível observar pelo coeficiente de variação uma alta heterogeneidade nos dados (30.17%) com uma produtividade média de 2.152 (t ha<sup>-1</sup>).

TABELA 1. Estatísticas descritivas para os dados da produtividade de trigo (t ha<sup>-1</sup>).

Variável	n	Min	Q1	Med	Média	Q3	Max	DP	CV (%)	Ass	k
Prod	65	0,701	1,869	2,152	2,219	2,659	4,146	0,669	30,17	0,3747	0,535

Prod: produtividade do trigo, n: número de observações, Min: valor mínimo, Q1: primeiro quartil, Med: mediana, Q3: terceiro quartil, Max: valor máximo, DP: desvio padrão, CV: coeficiente de variação, Ass: coeficiente de assimetria, k: coeficiente de curtose.

Os parâmetros dos modelos ajustados por máxima verossimilhança (ML) e o efeito pepita relativo são apresentados na Tabela 2. Por meio do efeito pepita relativo  $EPR$  é possível observar dependência espacial moderada ( $25\% \leq EPR < 75\%$ ) nos modelos estimados (CAMBARDELLA et al., 1994).

TABELA 2. Modelos ajustados e parâmetros estimados por máxima verossimilhança.

Modelo	Método	$\hat{\phi}_1$	$\hat{\phi}_2$	$\hat{\phi}_3$	$\hat{a}$	$\overline{EPR}$ (%)
Exponencial	ML	0,238	0,200	0,076	122,0	54,30
Gaussiano	ML	0,331	0,109	0,041	131,0	75,20
Matérn (k=1)	ML	0,296	0,143	0,034	138,0	67,30
Matérn (k=1,5)	ML	0,312	0,127	0,030	142,0	71,10
Wave	ML	0,328	0,107	0,032	95,20	75,40

$\hat{\phi}_1$ : efeito pepita estimado,  $\hat{\phi}_2$ : contribuição estimada,  $\hat{\phi}_3$ : parâmetro de alcance;  $\hat{a}$ : alcance,  $\overline{EPR} = 100 \cdot \hat{\phi}_1 / (\hat{\phi}_1 + \hat{\phi}_2)$  efeito pepita relativo, ML: máxima verossimilhança.

Para a seleção dos modelos foi utilizado a validação cruzada, juntamente com os critérios de informação de Akaike-AIC e critério bayesiano-BIC. As estatísticas da validação cruzada e dos critérios de informação estão apresentadas na Tabela 3. Segundo FARACO et al. (2008) o melhor modelo é o que fornece o valor do erro médio -  $\overline{EM}$  e erro médio relativo -  $\overline{ER}$  mais próximo de zero, o valor do desvio padrão do erro médio -  $\overline{DP}_{EM}$  menor e o valor do erro médio relativo -  $\overline{DP}_{ER}$  mais próximo de um. Para os critérios de informação Akaike-AIC e Bayesiano-BIC quanto menor o valor melhor será o modelo ajustado. Assim, o modelo com melhor ajuste é o modelo Gaussiano, obtido por máxima verossimilhança, seguindo os critérios da Tabela 3.

TABELA 3. Resultados da Validação cruzada e dos critérios de informação de Akaike-AIC e Bayesiano- BIC para os modelos de dependência espacial.

Modelo	Método	$\overline{EM}$	$\overline{ER}$	$\overline{DP}_{EM}$	$\overline{DP}_{ER}$	$\overline{AIC}$	$\overline{BIC}$
Exponencial	ML	0,0017	0,0014	0,6418	1,0100	135,7000	144,4000
<b>Gaussiano</b>	<b>ML</b>	<b>0,0007</b>	<b>0,0006</b>	<b>0,6387</b>	<b>1,0110</b>	<b>135,2000</b>	<b>143,9000</b>
Matérn (k=1)	ML	0,0013	0,0010	0,6415	1,0100	135,6000	144,3000
Matérn (k=1,5)	ML	0,0011	0,0009	0,6411	1,0100	135,6000	144,3000
Wave	ML	0,000	0,0008	0,6322	1,0119	134,0000	142,7000

ML: máxima verossimilhança,  $\overline{EM}$ : erro médio estimado,  $\overline{ER}$ : erro médio reduzido estimado,  $\overline{DP}_{EM}$ : desvio padrão do erro médio estimado,  $\overline{DP}_{ER}$ : desvio padrão dos erros reduzidos estimados,  $\overline{AIC}$ : critério da informação de Akaike,  $\overline{BIC}$ : critério bayesiano, ML: máxima verossimilhança.

Na análise de comparação com o coeficiente de concordância espacial, o mapa krigado com o modelo gaussiano, com parâmetros indicados na Tabela 3, foi considerado como mapa de referência (padrão-ouro), e os demais mapas denominados aproximados. A resolução utilizada na área de estudo foi de 0,04 m x 0,04 m. A área em cada mapa foi dividida 30 sub-janelas, conforme Figura 1, sendo que cada janela possui 20 x 20 pixels. Em cada sub-janela foi determinado o coeficiente de concordância  $\hat{\rho}_j(\mathbf{h})$  e posteriormente a concordância média  $\hat{\rho}_j^c(\mathbf{h})$ . Nessa análise foram obtidas as seguintes estimativas de concordâncias:  $\hat{\rho}_1^c(\mathbf{h}) = 0,477$ ,  $\hat{\rho}_2^c(\mathbf{h}) = 0,648$ ,  $\hat{\rho}_3^c(\mathbf{h}) = 0,743$ ,  $\hat{\rho}_4^c(\mathbf{h}) = 0,400$  entre o mapa referência (padrão-ouro) com os mapas obtidos pelos modelos exponencial, Matérn com parâmetro de ordem  $k=1$ , Matérn com parâmetro de ordem  $k=1,5$  e Wave, respectivamente. De forma que a krigagem com o modelo Matérn com  $k=1,5$  apresentou maior concordância  $\hat{\rho}_j^c(\mathbf{h})$  com o mapa de referência (padrão-ouro).

**CONCLUSÕES:** Na análise de concordância entre os mapas obtidos por interpolação por krigagem, foi possível identificar que o modelo Matérn com parâmetro de ordem  $k=1,5$  obteve maior concordância com o mapa de referência. O modelo selecionado pela análise de concordância correspondeu com o modelo de dependência indicado pela validação cruzada. O que sugere que a abordagem, por meio do coeficiente de concordância espacial, pode ser aplicada para comparação de imagens obtidas por diferentes modelagens.

**AGRADECIMENTOS:** Os autores agradecem a UTFPR, UNIOESTE, CAPES – Código de Financiamento 001, CNPq e Laboratório de Estatística Espacial (LEE/UNIOESTE).

#### REFERÊNCIAS:

- APARECIDO, L. E. DE O.; ROLIM, G. DE S.; RICHETTI, J.; SOUZA, P. S. DE; JOHANN, J. A. Köppen, Thornthwaite and Camargo climate classifications for climatic zoning in the State of Paraná, Brazil. **Ciência e Agrotecnologia**, 40, 405–417, 2016.
- CAMBARDELLA, C. A.; MOORMAN, T. B.; NOVAK, J. M.; PARKIN, T. B.; KARLEN, D. L.; TURCO, R. F.; KONOPKA, A. E. Field-scale variability of soil properties in Central Iowa Soils. **Soil Science Society of American Journal**, v.58, p.1501-1511, 1994.
- CONAB. COMPANHIA NACIONAL DE ABASTECIMENTO. (2022). Acompanhamento da safra brasileira: grãos. V.8 - safra 2021/22 - oitavo levantamento – maio 2022.
- FARACO, M. A.; URIBE-OPAZO, M. A.; SILVA, E. A. A. DA; JOHANN, J. A.; BORSSOI, J. A. Seleção de modelos de variabilidade espacial para elaboração de mapas temáticos de atributos físicos do solo e produtividade da soja. *Revista Brasileira de Ciência Do Solo*, 32(2), 463–476, 2008.
- GALEA, M. Comparación de métodos de medición en presencia de un gold standar. **Estadística**, 65(185), 1–17, 2013.
- IBGE. INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. (2010). **Censo Demográfico**. Disponível em: <http://www.ibge.gov.br/estadosat/perfil.php?sigla=pr#>
- KRAISIG, A. R.; SILVA, J. A. G.; PEREIRA, L. M.; CARBONERA, R.; CARVALHO, I. R.; BASSO, N. C. F. Efficiency of nitrogen use by wheat depending on genotype and previous crop. **Brazilian Journal of Agricultural and Environmental Engineering**, v.25, n.4, p. 235-242, 2021
- LAURENT, R. T. St. Evaluating Agreement with a Gold Standard in Method Comparison Studies. **Biometrics**, v. 54, n. 2, p. 537–545, 1998.
- OLIVEIRA, M. P.; URIBE-OPAZO, M. A.; GALEA, M.; JOHANN, J. A. Concordance Modeling With a Gold Standard for Variables From the Three-Parameter Gamma Distribution. **Journal of Agricultural Studies**, v. 8, n. 2, p. 284-305, 2020.
- VALLEJOS, R.; PÉREZ, J.; ELLISON, A. M.; RICHARDSON, A. D. A. Spatial Concordance Correlation Coefficient with an Application to Image Analysis. **Spatial Statistics** 40:100405, 2020.
- VIEIRA, V. M.; OLIVEIRA, R. A. DE; DAROS, E. Factors related to the economic performance of wheat commercial fields. **Revista Ceres**, 66(5), 333–340, 2019.