

## Relacionamento entre algumas medidas baseadas em geoestatística para atributos agrícolas

*Relationship between some geostatistical-based measures for agricultural attributes*

Luciane Clates Padilha <sup>1</sup>(ORCID 0000-0001-9942-0758), Juliano de Bastos Pazini <sup>2</sup>(ORCID 0000-0002-4350-1708), Enio Júnior Seidel <sup>\*3</sup>(ORCID 0000-0002-9656-0699)

<sup>1</sup>Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, RS, Brasil.

<sup>2</sup>Instituto Federal Goiano, Urutaí, GO, Brasil.

<sup>3</sup>Universidade Federal do Amapá, Macapá, AP, Brasil. \*Autor para correspondência: enioseidel@gmail.com

Submissão: 17/04/2024 | Aceite: 16/07/2024

### RESUMO

O objetivo do artigo foi avaliar o comportamento e o relacionamento de algumas medidas de variabilidade espacial empregadas no contexto agrícola. Foram avaliados o Grau de Dependência Espacial (SPD), o Índice de Dependência Espacial (SDI) e a Medida de Dependência Espacial (SDM). Obteve-se a correlação de Spearman entre Tamanho de amostra por hectare ( $n \cdot ha^{-1}$ ), Coeficiente de Variação [CV (%)], SDI (%), SDM (%), Alcance (m) e SPD (%), em cada modelo de semivariograma. Foram comparados os comportamentos de SDI, SDM e SPD, em função dos distintos modelos de semivariograma. Ocorre maior variabilidade espacial no semivariograma exponencial. O SDI e o SDM correlacionam-se com o CV somente no semivariograma esférico. O SPD se correlaciona com o CV nos semivariogramas exponencial e esférico. O SPD tende a gerar menos classificações fracas da variabilidade espacial, de modo que sugere-se considerar uma variabilidade espacial moderada a partir de valores de SPD de, pelo menos, 45%.

**PALAVRAS-CHAVE:** variabilidade dentro do campo; autocorrelação espacial; fatores de campo; agricultura de precisão.

### ABSTRACT

The aim of the article was to evaluate the behavior and relationship of some spatial variability measures used in the agricultural context. The Degree of Spatial Dependence (SPD), the Spatial Dependence Index (SDI) and the Spatial Dependence Measure (SDM) were evaluated. The Spearman correlation was obtained between Sample size per hectare ( $n \cdot ha^{-1}$ ), Coefficient of Variation [CV (%)], SDI (%), SDM (%), Range (m) and SPD (%), in each semivariogram model. The behaviors of SDI, SDM and SPD were compared, depending on the different semivariogram models. Exponential semivariogram generated higher spatial variability. The SDI and SDM measurements correlated with the CV only in the spherical semivariogram. The SPD correlated with the CV in the exponential and spherical semivariograms. SPD tends to generate fewer weak classifications of spatial variability, so it is suggested to consider moderate spatial variability from SPD values of at least 45%.

**KEYWORDS:** within-field variability; spatial autocorrelation; field factors; precision agriculture.

Observações em áreas de lavouras são amplamente coletadas na tentativa de compreender fatores que afetam a produtividade agrícola (LEROUX & TISSEYRE 2019), tais como o solo, a hidrologia, o clima, as pragas, as práticas de manejo, dentre outros. A variabilidade dentro do campo desses fatores pode ser avaliada por meio de métodos espaciais ou espaço-temporais, como a Geoestatística.

A Geoestatística é uma metodologia bastante empregada na Agricultura, pois o conhecimento da variabilidade dentro do campo está bem relacionado com a rentabilidade (ZHAO et al. 2023), de modo que a interação entre a Agricultura de Precisão e a Geoestatística é cada vez mais relevante (LEROUX & TISSEYRE 2019, RODRIGUES et al. 2020a, ZHAO et al. 2023). Nas abordagens geoestatísticas, uma das etapas mais importantes é a avaliação do grau de variabilidade espacial, que geralmente é realizada por

meio de métricas construídas a partir das estimativas dos parâmetros do semivariograma. Dentre os parâmetros do semivariograma, o Alcance descreve a variabilidade espacial no sentido horizontal do gráfico, já o Efeito Pepita, a Contribuição e o Patamar descrevem a variabilidade espacial no sentido vertical do semivariograma (SANTOS et al. 2018).

Os atributos de solo e agricultura apresentam variações no espaço e no tempo, sendo que as métricas baseadas em Geoestatística também podem apresentar distintos comportamentos em função de fatores de campo (SANTOS et al. 2018), sendo que avaliações e discussões a respeito de tais medidas de dependência espacial vêm sendo realizadas nos últimos anos (SANTOS et al. 2018, AMARAL & DELLA JUSTINA 2019, LEROUX & TISSEYRE 2019, PINTO et al. 2019). Assim, o objetivo do trabalho é avaliar o comportamento e o relacionamento de algumas medidas de variabilidade espacial empregadas no contexto agrícola.

No presente estudo, foram avaliadas as seguintes medidas de variabilidade espacial: Grau de Dependência Espacial (SPD) (BIONDI et al. 1994); Índice de Dependência Espacial (SDI) (SEIDEL & OLIVEIRA 2014, APPEL NETO et al. 2018); e Medida de Dependência Espacial (SDM) (APPEL NETO et al. 2020). Optou-se por apresentar o SPD e não o Efeito Pepita Relativo (RNE) (CAMBARDELLA et al. 1994), pois  $SPD=100\%-RNE$ , e o SPD possui uma justificativa geométrica para sua utilização (SEIDEL & OLIVEIRA 2015).

Dessa forma, foram considerados dados de artigos científicos que utilizaram o SDI ou o SDM, publicados entre 2018 e 2022, e que encontram-se indexados nas bases Web of Science e SCOPUS. Ao total, foram selecionados 10 artigos na Web of Science e 13 artigos na SCOPUS. Ao final, considerando somente os ajustes de semivariogramas exponencial, Gaussiano e esférico em atributos de solo e agricultura de pesquisas realizadas no Brasil, ficaram 11 artigos [FIGUEIREDO et al. 2018, MENDONÇA et al. 2018, COSTA et al. 2019, PIAS et al. 2019, RODRIGUES et al. 2019, SOARES et al. 2019, GUEDES et al. 2020, RODRIGUES et al. 2020b, BRITO et al. 2021, CURSI et al. 2021, TAGLIARI-BALESTRIN et al. 2021] dos quais foram coletadas informações para formar o banco de dados: Tamanho de amostra por hectare ( $n.ha^{-1}$ ); Coeficiente de variação [CV (%)]; Modelo de semivariograma [modelo exponencial, modelo Gaussiano, modelo esférico]; SDI (%); SDM (%); Alcance (m); SPD (%). O banco de dados ficou formado por 193 observações. Destas observações, 88 tiveram ajuste de semivariograma exponencial, 20 com ajuste Gaussiano, e 85 com ajuste esférico.

Primeiramente, foi realizada a análise descritiva dos dados por meio da obtenção dos valores mínimo, máximo, 1º quartil, 3º quartil, média, mediana, desvio padrão e coeficiente de assimetria. Foi realizado o teste de normalidade de Shapiro-Wilk para as medidas de variabilidade espacial. Após, foi obtida a correlação de Spearman entre Tamanho de amostra por hectare ( $n.ha^{-1}$ ), CV, SDI, SDM, Alcance e SPD, em cada modelo de semivariograma. Por fim, foram aplicados testes não-paramétricos para comparação dos comportamentos de SDI, SDM e SPD, em função dos distintos modelos de semivariograma. Para todos os testes de hipótese foi considerado 5% de probabilidade. As análises estatísticas foram realizadas no software R (R CORE TEAM 2021).

A Tabela 1 apresenta as análises descritivas das medidas de variabilidade espacial. Percebe-se que o SDI, no modelo exponencial, varia de 0,80% até 31,70%; no modelo Gaussiano, varia de 6,00% até 27,44%; e no modelo esférico, varia de 0,09% até 20,00%. O SDI apresenta maior média no modelo exponencial (15,39%), depois no modelo Gaussiano (13,29%), e a menor média ocorre no modelo esférico (8,89%).

Os valores de SDI, em termos de mediana, para os modelos exponencial, Gaussiano e esférico são 13,67%, 11,50% e 8,15%, respectivamente. Esses valores medianos para os modelos exponencial e Gaussiano são estatisticamente iguais. Contudo, diferem do modelo esférico, que apresenta o menor valor mediano. Esses valores de mediana são semelhantes aos encontrados por SEIDEL & OLIVEIRA (2016), que verificam 10,40%, 11,70% e 11,00%, para os modelos exponencial, Gaussiano e esférico, respectivamente. Em teoria, os valores máximos para o SDI são de 31,70%, 50,40% e 37,50%, para os modelos exponencial, Gaussiano e esférico, respectivamente (SEIDEL & OLIVEIRA 2016). Contudo, neste estudo, para os modelos Gaussiano e esférico, são observados valores máximos de 27,44% e 20,00%, respectivamente, indicando que, nesta amostragem, a dependência espacial máxima é mais baixa que o esperado.

Percebe-se que o SDM, no modelo exponencial, varia de 1,33% até 42,20%; no modelo Gaussiano, de 9,42% até 37,67%; e no modelo esférico, varia de 1,52% até 30,97%. O SDM apresenta maior média no modelo exponencial (22,11%), depois no modelo Gaussiano (19,48%), e a menor média no modelo esférico

(14,55%). Os valores medianos do SDM são estatisticamente iguais para os modelos exponencial e Gaussiano (18,76% e 18,12%, respectivamente). Além disso, diferem do modelo esférico, que apresenta o menor valor mediano (13,82%). Os valores máximos para o SDM, em teoria, são de 42,20%, 56,30% e 44,70%, para os modelos exponencial, Gaussiano e esférico, respectivamente (APPEL NETO et al. 2020). Contudo, neste estudo, para os modelos Gaussiano e esférico, são observados valores máximos de 37,67% e 30,97%, respectivamente, indicando que, nesta amostragem, a dependência espacial máxima é mais baixa que o esperado.

Tabela 1. Medidas descritivas e comparações múltiplas entre medianas das medidas de variabilidade espacial para semivariogramas exponencial (Exp), Gaussiano (Gaus) e esférico (Sph).

Table 1. Descriptive measures and multiple comparisons between medians of spatial variability measurements for exponential (Exp), Gaussian (Gaus) and spherical (Sph) semivariograms.

Semivariograma	Min	Q1	Media	Mediana*	Q3	Max	S	CA	Normalidade
SDI (%)									
Exp [n=88]	0,80	7,76	15,39	13,67a	23,77	31,70	9,83	0,37	Não
Gaus [n=20]	6,00	8,07	13,29	11,50a	15,85	27,44	6,24	0,67	Sim
Sph [n=85]	0,09	5,07	8,89	8,15b	12,00	20,00	5,12	0,32	Não
SDM (%)									
Exp [n=88]	1,33	10,80	22,11	18,76a	33,93	42,20	13,04	0,28	Não
Gaus [n=20]	9,42	13,38	19,48	18,12a	22,18	37,67	7,91	0,87	Sim
Sph [n=85]	1,52	10,32	14,55	13,82b	18,14	30,97	6,45	0,37	Sim
SPD (%)									
Exp [n=88]	19,41	63,54	81,64	94,25a	100,00	100,00	23,11	-0,97	Não
Gaus [n=20]	15,93	43,58	60,46	57,93b	79,54	100,00	25,41	0,06	Sim
Sph [n=85]	0,50	33,33	52,04	47,83b	70,55	100,00	29,52	0,20	Não

Min=Mínimo. Max=Máximo. Q1=Primeiro quartil. Q3=Terceiro quartil. S=Desvio padrão. CA=Coefficiente de assimetria. Normalidade: Teste de Shapiro-Wilk ( $p < 0.05$ ). \*Modelos com letras iguais não diferem, pelo teste de Dunn a 5% de probabilidade.

Percebe-se que o SPD, no modelo exponencial, varia de 19,41% até 100,00%; no modelo Gaussiano, de 15,93% até 100,00%; e no modelo esférico, varia de 0,50% até 100,00%. O SPD apresenta maior média no modelo exponencial (81,64%), depois no modelo Gaussiano (60,46%), e a menor média no modelo esférico (52,04%). Os valores de SPD, em termos de mediana, para os modelos exponencial, Gaussiano e esférico são de 94,25%, 57,93% e 47,83%, respectivamente, sendo que o modelo exponencial difere estatisticamente dos modelos Gaussiano e esférico. Em SANTOS et al. (2018), são observados os valores medianos de SPD 69,00%, 76,00% e 62,00%, para os modelos exponencial, Gaussiano e esférico, respectivamente.

O SPD, em teoria, varia de 0,00% até 100,00%. Porém, neste estudo, observa-se que os valores mínimos, para os modelos exponencial e Gaussiano, são de 19,41% e 15,93%, respectivamente, indicando que, nesta amostragem a dependência espacial mínima é mais elevada que o esperado. SANTOS et al. (2018) também observam valores mínimos mais elevados para o SPD, sendo que, no modelo exponencial, ocorre valor de 34,00%; 21,00% no modelo Gaussiano; e no modelo esférico ocorre o valor de 20,00%. Ainda, de acordo com SANTOS et al. (2018), o SPD (ou o RNE) tende a gerar maiores graus de dependência espacial do que ocorreria em teoria, isto é, com um grau de dependência espacial tendendo a ser mais forte.

A Tabela 2 apresenta as correlações entre as medidas de variabilidade espacial. Para o modelo exponencial, o tamanho de amostra por hectare ( $n \cdot ha^{-1}$ ) não apresenta correlações positivas e significativas com as medidas de variabilidade espacial. O CV tem correlação negativa e significativa apenas com o SPD ( $r = -0,514$ ). O alcance se correlaciona positivamente e significativamente com o SDI ( $r = 0,609$ ) e o SDM ( $r = 0,666$ ). SDI, SDM e SPD se correlacionam positivamente e significativamente ( $r > 0,383$ ).

Para o modelo Gaussiano, o  $n \cdot ha^{-1}$  não apresenta correlações positivas e significativas com as medidas de variabilidade espacial. O alcance não possui correlações positivas e significativas com as medidas de variabilidade espacial. O CV não apresenta correlações negativas e significativas com as medidas de variabilidade espacial. O SDI se correlaciona positivamente e significativamente com o SDM ( $r = 0,821$ ) e o SPD ( $r = 0,500$ ), mas SDM e SPD não se correlacionam.

Para o modelo esférico, o  $n \cdot ha^{-1}$  tem correlação positiva e significativa somente com o SPD ( $r=0,404$ ). O alcance não apresenta correlações positivas e significativas com as medidas de variabilidade espacial. O CV apresenta correlações negativas e significativas com o SDI ( $r=-0,369$ ), SDM ( $r=-0,319$ ) e o SPD ( $r=-0,340$ ). SDI, SDM e SPD se correlacionam positivamente e significativamente ( $r>0,440$ ).

Tabela 2. Correlações de Spearman entre as medidas de variabilidade espacial, alcance, tamanho de amostra por hectare ( $n \cdot ha^{-1}$ ) e CV (%) nos semivariogramas exponencial, Gaussiano e esférico.

Table 2. Spearman correlations between spatial variability measurements, range, sample size per hectare ( $n \cdot ha^{-1}$ ) and CV (%) in exponential, Gaussian and spherical semivariograms.

	SDI (%)	SDM (%)	SPD (%)
Exponential [n=88]			
$n \cdot ha^{-1}$	-0,253*	-0,285*	-0,148 <sup>ns</sup>
Alcance (m)	0,609*	0,666*	0,052 <sup>ns</sup>
CV (%) [n=31]	0,083 <sup>ns</sup>	0,162 <sup>ns</sup>	-0,514*
SDI (%)		0,986*	0,498*
SDM (%)			0,383*
Gaussian [n=20]			
$n \cdot ha^{-1}$	-0,036 <sup>ns</sup>	0,001 <sup>ns</sup>	-0,230 <sup>ns</sup>
Alcance (m)	-0,070 <sup>ns</sup>	0,186 <sup>ns</sup>	-0,189 <sup>ns</sup>
CV (%) [n=19]	0,460*	0,484*	0,284 <sup>ns</sup>
SDI (%)		0,821*	0,500*
SDM (%)			0,008 <sup>ns</sup>
Spherical [n=85]			
$n \cdot ha^{-1}$	0,182 <sup>ns</sup>	0,021 <sup>ns</sup>	0,404*
Alcance (m)	-0,206 <sup>ns</sup>	0,062 <sup>ns</sup>	-0,516*
CV (%) [n=80]	-0,369*	-0,319*	-0,340*
SDI (%)		0,894*	0,763*
SDM (%)			0,440*

\*Correlação de Spearman significativa a 5% de probabilidade. <sup>ns</sup>Correlação de Spearman não significativa.

Em tese, espera-se que a correlação entre o tamanho de amostra por hectare ( $n \cdot ha^{-1}$ ) e as medidas de variabilidade espacial seja positiva e significativa. Contudo, isso ocorre apenas com o SPD, para o modelo esférico, sendo uma correlação que pode ser classificada como de grau moderado.

Além disso, teoricamente, espera-se que a correlação entre o CV e as medidas de variabilidade espacial seja negativa e significativa. Correlações negativas entre o CV e as medidas de variabilidade espacial corroboram a ideia de que maior estruturação espacial está associada com maior precisão dos dados amostrais, pois menores valores de CV (indicando maior precisão) estão associados com maiores valores das medidas de variabilidade espacial. Em seu estudo, FU et al. (2011) não observam correlação entre o CV e o RNE (ou entre o CV e o SPD).

No geral, SDI, SDM e SPD apresentam correlações positivas e significativas entre si, com exceção para o modelo Gaussiano, no qual não há correlação significativa entre o SDM e o SPD. SANTOS et al. (2018) observam que, para os modelos exponencial e esférico, ocorre correlação positiva e significativa entre o SDI e o SPD. Além disso, SANTOS et al. (2018) verificam, para os três modelos de semivariograma, que o alcance tem correlação positiva e significativa com o SDI, mas não tem correlação positiva e significativa com o SPD. O alcance é um importante elemento nas aplicações geoestatísticas pois pode ser utilizado para definições de tamanhos amostrais (OLIVEIRA et al. 2014).

Em termos das classificações da variabilidade espacial, a Tabela 3 apresenta as frequências das categorias de classificação para o SDI, SDM e SPD em cada um dos modelos de semivariograma. Observa-se que no semivariograma exponencial ocorrem mais classificações fortes para todas as medidas. Nos semivariogramas Gaussiano e esférico ocorrem mais classificações moderadas pelas medidas SDI e SPD, e mais classificações fracas pelo SDM. No estudo de SEIDEL & OLIVEIRA (2016), que usam o SDI e o SPD, ocorrem mais classificações moderadas nos semivariogramas exponencial e esférico; já no semivariograma Gaussiano ocorrem mais classificações fracas pelo SDI e fortes pelo SPD.

Tabela 3. Classificações das medidas SDI, SDM e SPD para os semivariogramas exponencial (EXP), Gaussiano (GAUS) e esférico (SPH).

Table 3. Classifications of SDI, SDM and SPD measures for the exponential (EXP), Gaussian (GAUS) and spherical (SPH) semivariograms.

Modelo	SDI*			Total
	Fraca	Moderada	Forte	
EXP	19 (21,59%)	24 (27,27%)	45 (51,14%)	88 (100,00%)
GAUS	6 (30,00%)	10 (50,00%)	4 (20,00%)	20 (100,00%)
SPH	34 (40,00%)	43 (50,59%)	8 (09,41%)	85 (100,00%)
Modelo	SDM <sup>§</sup>			Total
	Fraca	Moderada	Forte	
EXP	32 (36,36%)	19 (21,59%)	37 (42,05%)	88 (100,00%)
GAUS	10 (50,00%)	7 (35,00%)	3 (15,00%)	20 (100,00%)
SPH	44 (51,76%)	35 (41,18%)	6 (07,06%)	85 (100,00%)
Modelo	SPD <sup>#</sup>			Total
	Fraca	Moderada	Forte	
EXP	1 (01,14%)	27 (30,68%)	60 (68,18%)	88 (100,00%)
GAUS	2 (10,00%)	10 (50,00%)	8 (40,00%)	20 (100,00%)
SPH	18 (21,18%)	48 (56,47%)	19 (22,35%)	85 (100,00%)

\*Classificação de SEIDEL & OLIVEIRA (2016). <sup>§</sup>Classificação de APPEL NETO et al. (2020). <sup>#</sup>Classificação adaptada de CAMBARDELLA et al. (1994).

De modo geral, o SDI classifica 30,57% dos atributos como tendo variabilidade espacial fraca, 39,90% moderada e 29,53% forte. Já o SDM classifica 44,56% como de fraca variabilidade espacial, 31,61% moderada e 23,83% de forte variabilidade espacial. Por fim, o SPD classifica 10,88% dos atributos com fraca variabilidade espacial, 44,04% moderada e 45,08% forte. Em SEIDEL & OLIVEIRA (2016), de modo geral, o SDI classifica 23% dos atributos de solo como de fraca variabilidade espacial, 46% moderada e 31% forte; o SPD classifica 1% dos atributos como de fraca variabilidade espacial, 61% moderada e 38% forte.

Percebe-se que o SPD tende a gerar mais classificações de variabilidade espacial de moderadas a fortes. Deste modo, sugere-se que o SPD gere classificação moderada da variabilidade espacial apenas quando seu valor for de, pelo menos, 45% (1º quartil do SPD no geral = 44,78%). Este critério é semelhante ao proposto por DALCHIAVON & CARVALHO (2012), que apresentam uma classificação para o SPD na qual um valor de até 40% indica uma baixa dependência espacial. Além disso, sugere-se manter classificação forte do SPD a partir de, pelo menos, 75% (mediana do SPD no geral = 68,57% está relativamente próxima de 75%). O uso do 1º quartil e da mediana para sugerir os cortes na classificação se deve ao fato da distribuição amostral do SPD ter comportamento de assimetria negativa (Coeficiente de Assimetria no geral = -0,35). Esta ideia é baseada nos estudos de SEIDEL & OLIVEIRA (2016), APPEL NETO et al. (2018) e APPEL NETO et al. (2020) que apresentam os cortes nas classificações do SDI e do SDM com base na mediana e no 3º quartil devido ao fato das duas medidas terem distribuição assimétrica positiva.

Conclui-se que ocorre maior variabilidade espacial no semivariograma exponencial. O SDI e o SDM correlacionam-se com o CV somente no semivariograma esférico. O SPD se correlaciona com o CV nos semivariogramas exponencial e esférico. Sugere-se considerar uma variabilidade espacial moderada a partir de valores de SPD de, pelo menos, 45%.

## REFERÊNCIAS

- AMARAL LR & DELLA JUSTINA DD. 2019. Spatial dependence degree and sampling neighborhood influence on interpolation process for fertilizer prescription maps. *Engenharia Agrícola* 39: 85-95.
- APPEL NETO E et al. 2018. Spatial dependence index for cubic, pentaspherical and wave semivariogram models. *Boletim de Ciências Geodésicas* 24: 142-151.
- APPEL NETO E et al. 2020. Geostatistical-based index for spatial variability in soil properties. *Revista Brasileira de Ciência do Solo* 44: e0200086.
- BIONDI F et al. 1994. Geostatistically modeling stem size and increment in an old-growth forest. *Canadian Journal of Forest Research* 24: 1354-1368.

- BRITO WBM et al. 2021. Pedotransfer functions to estimate some soil properties in Indian Black Earth, south of Amazonas State. *Anais da Academia Brasileira de Ciências* 93: e20190543.
- CAMBARDELLA CA et al. 1994. Field-scale variability of soil properties in central Iowa soils. *Soil Science Society of America Journal* 58: 1501-1511.
- COSTA BRS et al. 2019. Temporal variation and spatial distribution of relative indices of leaf chlorophyll in grapevine cv. chardonnat. *Engenharia Agrícola* 39: 74–84.
- CURSI DE et al. 2021. Novel tools for adjusting spatial variability in the early sugarcane breeding stage. *Frontiers in Plant Science* 12: 749533.
- DALCHIAVON FC & CARVALHO MP. 2012. Correlação linear e espacial dos componentes de produção e produtividade da soja. *Semina: Ciências Agrárias* 33: 541- 552.
- FIGUEIREDO VC et al. 2018. Development of a methodology to determine the best grid sampling in precision coffee growing. *Coffee Science* 13: 312–323.
- FU W et al. 2011. Using Moran's I and geostatistics to identify spatial patterns of soil nutrients in two different long-term phosphorus-application plots. *Journal of Plant Nutrition and Soil Science* 174: 785-798.
- GUEDES LPC et al. 2020. Nugget effect influence on spatial variability of agricultural data. *Engenharia Agrícola* 40: 96-104.
- LEROUX C & TISSEYRE B. 2019. How to measure and report within-field variability: a review of common indicators and their sensitivity. *Precision Agriculture* 20: 562-590.
- MENDONÇA PG et al. 2018. Temporal and spatial uncertainty of erosion soil loss from an argisol under sugarcane management scenarios. *Revista Brasileira de Ciência do Solo* 42: e0170182.
- OLIVEIRA IA et al. 2014. Spacial variability and sampling density of chemical attributes in archaeological black Earth and native forest soil in Manicoré, AM. *Floresta* 44: 735-746.
- PIAS OHC et al. 2019. Transition from systematic to directed soil sampling designs in an area managed with precision agriculture. *Engenharia Agrícola* 39: 400–409.
- PINTO LOR et al. 2019. Avaliação de índices de dependência espacial de modelos geoestatísticos sobre a krigagem. *Enciclopédia Biosfera* 16: 339-352.
- R CORE TEAM. 2021. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL <https://www.R-project.org/>.
- RODRIGUES MS et al. 2019. Soil mapping quality for site-specific management in fruit fields in the semiarid region of Brazil. *Ciencia del suelo* 37: 328-337.
- RODRIGUES MS et al. 2020a. Geostatistics and its potential in Agriculture 4.0. *Revista Ciência Agrônômica* 51: e20207691.
- RODRIGUES AF et al. 2020b. Soil water content and net precipitation spatial variability in an Atlantic forest remnant. *Acta Scientiarum: Agronomy* 42: e43518.
- SANTOS ELE et al. 2018. Some aspects about the spatial dependence index for variability of soil attributes. *Ciencia Rural* 48: e20170710.
- SEIDEL EJ & OLIVEIRA MS. 2014. Novo índice geoestatístico para a mensuração da dependência espacial. *Revista Brasileira de Ciência do Solo* 38: 699-705.
- SEIDEL EJ & OLIVEIRA MS. 2015. Medidas de dependência espacial baseadas em duas perspectivas do semivariograma paramétrico. *Ciência e Natura* 37: 20-27.
- SEIDEL EJ & OLIVEIRA MS. 2016. A classification for a geostatistical index of spatial dependence. *Revista Brasileira de Ciência do Solo* 40: e0160007.
- SOARES CM et al. 2019. Diagnóstico de perdas na colheita mecanizada de duas cultivares de tomate industrial. *Revista Brasileira de Ciências Agrárias* 14: 1-10.
- TAGLIARI-BALESTRIN J et al. 2021. Variabilidade espacial da palha de soja distribuída na colheita e sua relação com o estande final de aveia preta. *Revista Tecnología en Marcha* 34: 28-37.
- ZHAO M et al. 2023. Within-field spatial variability and potential for profitability of variable rate applications. *Precision Agriculture* 24: 2248-2263.