

AVALIAÇÃO DA DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL DE CARBONO ORGÂNICO TOTAL EM SOLOS DO SEMIÁRIDO POR ABORDAGENS GEOESTATÍSTICAS

Sharon Gomes Ribeiro¹

¹ Doutoranda em Ciências do Solo – Universidade Federal do Ceará (UFC)

RESUMO

O Carbono Orgânico Total (COT) presente no solo é considerado elemento indicador fundamental da qualidade edáfica, responsável pela estabilidade física e melhorias químicas e biológicas da matriz do solo. Assim como tantos atributos edáficos, o COT apresenta elevada variabilidade horizontal dependente do tipo de manejo adotado no ecossistema agrícola. Abordagens geoestatísticas são formas eficientes de prever e mapear a distribuição espacial de atributos do solo para fins de manutenção do uso da terra de forma adequada. Para tanto, o objetivo do trabalho foi utilizar a Krigagem Ordinária (KO) e a Krigagem Indicativa (KI) como técnicas – linear e não linear, respectivamente – para estimar a distribuição espacial de COT e avaliar a probabilidade de ocorrência de determinados teores em diferentes solos do semiárido nordestino. Foram coletadas 84 amostras de Neossolos Flúvicos (A1) e 99 de Cambissolos (A2), de 0-10 cm de profundidade, nos respectivos municípios de Morada Nova e Limoeiro do Norte, no estado do Ceará. A determinação de COT (g/kg) foi realizada por oxidação por via úmida. Os teores de COT em A1 e A2 foram submetidos a análise exploratória de estatística descritiva, teste de normalidade e frequência de distribuição. A KO foi aplicada após ajuste e teste de diferentes modelos de semivariograma teórico, assim como a KI, sendo ajustado um semivariograma para cada valor de corte de teor de COT. Os valores de corte para KI foram determinados a partir da distribuição acumulada dos conjuntos de dados de A1 e A2. Ambas as áreas apresentaram distribuição normal de COT, porém A1 apresentou teores mais heterogêneos, com 42,8% de variabilidade e média de 9,5 g/kg de COT, em contraste com os teores de A2, com coeficiente de variação de 14,6% e teores médios de COT de 13,1 g/kg. Os semivariogramas que melhor se ajustaram aos dados de A1 e A2 foram obtidos por modelos esféricos tanto para KO quanto para a KI. Os teores de COT na KO apresentaram alcance de 1584,14 m em A1 e 926,5 m em A2. Quanto a KI, os teores de COT > 12,3 g/kg em A1 não apresentaram estrutura de correlação espacial, gerando um semivariograma de efeito pepita puro. As maiores probabilidades de ocorrência de COT para A1 e A2 aconteceram para os teores entre 6,3-12,3 e 12,2-14,2 g/kg, respectivamente. Foi observado efeito “olho-de-boi” em todos os mapas de predição e probabilidade de ocorrência de COT, para as duas áreas, devido a elevada intensidade de amostragem agrupada. As abordagens geoestatísticas utilizadas se mostraram mais adequadamente ajustadas aos teores de COT de A2, com menor variabilidade e amostragem mais espaçada. Portanto, para a efetividade do desempenho da KO e da KI, se faz necessário observar esses dois parâmetros antes de iniciar pesquisas dentro do tema.

Palavras-chave: Interpolação, Matéria Orgânica, Estatística.

INTRODUÇÃO

A concentração de carbono orgânico total (COT) no solo é um eficiente indicador de qualidade relacionada a funções do ecossistema o qual está inserido como: ciclagem e armazenamento de nutrientes, substrato para conservação e manutenção da biomassa microbiana e sequestro de dióxido de carbono atmosférico (HUTENGS et al., 2019).

A taxa de estoque de COT no solo pode ser reduzida em até 60-75% em áreas que passaram por modificação no seu uso, portanto, podem apresentar expressivas variações ao longo do espaço e a curtas distâncias, dependendo do tipo de manejo adotado. Desse modo, a avaliação da distribuição espacial pode ser considerada técnica eficiente para o conhecimento da variação horizontal de seus teores. (KUKULS et al., 2019; SAHU; GHOSH, 2021).

A heterogeneidade espacial das propriedades do solo tem sido abordada por meio da geoestatística, em áreas sob diferentes sistemas de manejo (SAHU; GHOSH, 2021; GUO et al., 2021; WANG et al., 2022). A técnica se dá pela estimativa de parâmetros em locais não amostrados, considerando relações geográficas entre os pontos previstos e observados, diminuindo a variância do erro de estimativa e os custos de implementação (ZHANG et al., 2015).

A abordagem geoestatística se torna útil para interpolação entre observações pontuais, permitindo definir um raio de correlação espacial entre amostras. Portanto, a ferramenta é priorizada quando determinado atributo do solo varia espacialmente apresentando continuidade, essa variação é então expressa em termos de dependência espacial (ALMEIDA, 2013; ZONTA et al., 2014; CAROLINO et al., 2017).

Segundo Motomiya, Corá e Pereira (2006), a Krigagem Ordinária (KO) é uma técnica de geoestatística linear que usa a dependência espacial entre amostras vizinhas para estimar valores em qualquer posição dentro do espaço analisado, a partir de uma combinação linear dos valores de um conjunto amostral local, considerando a média desconhecida.

As predições do atributo em determinadas posições do terreno, por sua vez, são realizadas a partir das médias ponderadas das variáveis observadas. Os ponderadores da KO são calculados a partir da covariância entre os dados espaciais, sob condição de que a somatória seja igual a 1, de forma a minimizar a variância dessas previsões e a estimativa seja não tendenciosa (ABDENNOUR et al., 2019; LINNIK et al., 2022).

Do outro lado tem-se a Krigagem Indicativa (KI) – ou Krigagem por indicação – que consiste, por sua vez, em um processo de interpolação de forma não linear, pois requer transformação de cada valor do conjunto amostral, por meio de uma codificação por indicação (BONISCH et al., 2004; ALMEIDA, 2013). Logo, cada amostra do conjunto de dados observados é convertida em variável indicadora a partir do limiar z_k , gerando uma distribuição binária para o conjunto de dados, conforme Equação (1):

$$I(x_i; z_k) = \begin{cases} 1, & \text{se } Z(x_i) \geq z_k \\ 0, & \text{se } Z(x_i) < z_k \end{cases} \quad (1)$$

Em que: $I(x_i; z_k)$ = variável indicadora binária na posição x_i ; z_k = valor de corte (limiar); $Z(x_i)$ = valor observado na posição x_i .

Pode-se afirmar que a KI é um método baseado na transformação binária dos dados, obtendo-se então um novo conjunto de dados que, a partir desse, é possível se construir um semivariograma indicador. A interpolação por meio do semivariograma indicador apresenta, portanto, a probabilidade de ocorrência de valores acima ou abaixo do limiar determinado (MOTOMIYA; CORÁ; PEREIRA, 2006; ALMEIDA, 2013; SAHBENI; SZÉKELY, 2022).

A KI pode ser considerada uma técnica de interpolação vantajosa por ser uma técnica não paramétrica, ou seja, por não considerar algum tipo de distribuição das variáveis aleatórias *a priori*. A elevada capacidade de modelar atributos com alta variabilidade espacial, sem a necessidade de eliminar valores discrepantes, é o que diferencia o desempenho da krigagem não linear em relação ao processo linear (BONISCH *et al.*, 2004; MOTOMIYA; CORÁ; PEREIRA, 2006).

Autores como Abdennour *et al.* (2019); John *et al.* (2021); Sahu e Gosh (2021) e Sahbeni e Székely (2022) utilizaram a KO e a KI como formas de avaliar a distribuição espacial e desempenho da interpolação de atributos do solo, o que mostra que ambas as técnicas são aplicáveis para o entendimento da dependência espacial de variáveis edáficas.

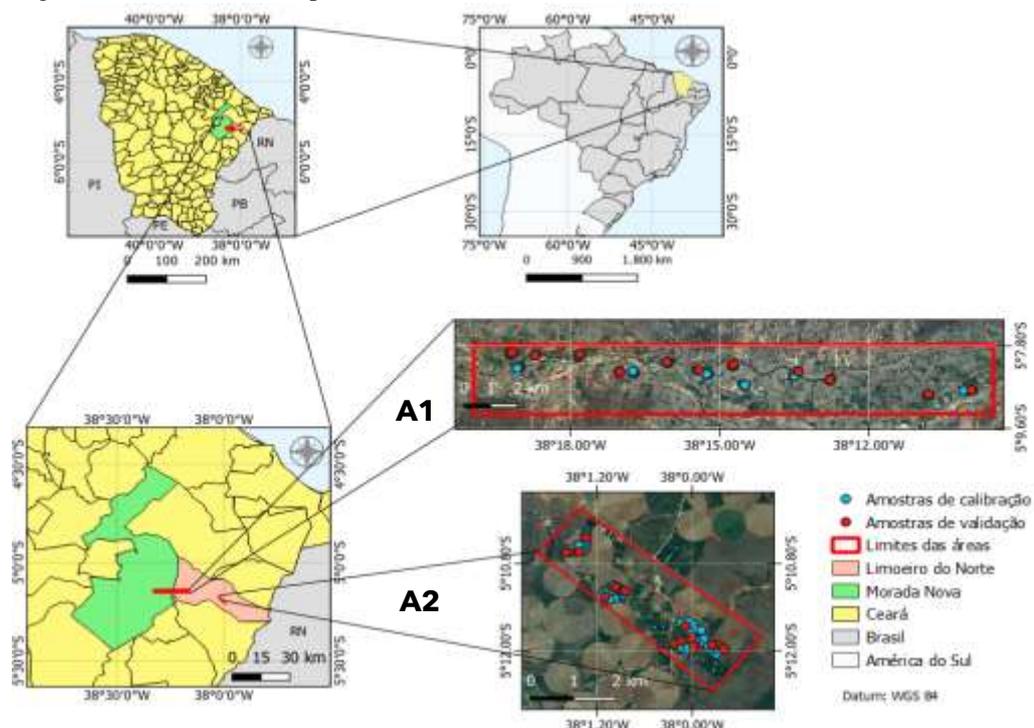
Com base no exposto, portanto, o presente trabalho tem como objetivo avaliar a variabilidade espacial de carbono orgânico total em diferentes solos do Semiárido utilizando Krigagem Ordinária e Krigagem Indicativa.

MATERIAL E MÉTODOS

Área de estudo e amostragem

O presente trabalho teve como objetos amostras coletadas nos horizontes superficiais (0-10 cm) de solos em duas áreas distintas de perímetros irrigados no estado do Ceará (Figura 1). A primeira área de coleta fica localizada no Perímetro Irrigado de Morada Nova (A1), na bacia hidrográfica do Banabuiú, com predominância de Neossolos Flúvicos cujas classes texturais se encontram entre franco-arenosa e franco-argilo-siltosa. A segunda área de coleta (A2) pertence ao Perímetro Irrigado Jaguaribe-Apodi, localizada no município de Limoeiro do Norte, na bacia hidrográfica do Baixo Jaguaribe, no qual se predomina Cambissolos de textura franco-arenosa a argilosa (Ribeiro et al., 2021).

Figura 1. Área de interesse para o foco do trabalho.



Elaborado pela autora.

Para a produção deste trabalho, foram separadas 84 amostras coletadas em A1 e 99 amostras em A2, totalizando 183 amostras, que foram submetidas a secagem ao ar e peneiramento em malhas de 2 mm para preparação da Terra Fina Seca ao Ar (TFSA), a fim de realizar a análise química do carbono orgânico total do solo.

Vale ressaltar que a coleta das amostras não foi realizada para fins de avaliação da espacialização de carbono orgânico total nos solos das duas áreas, sendo os pontos amostrais escolhidos com base em locais desprovidos de vegetação.

Determinação do Carbono Orgânico Total (COT)

A quantificação do carbono orgânico total foi realizada em triplicata, no Laboratório de Relação Água-Solo-Planta, pertencente ao Departamento de Engenharia Agrícola da Universidade Federal do Ceará-UFC, sendo feita através do procedimento de oxidação por via úmida (YEOMANS; BREMNER, 1988).

A TFSA foi submetida à digestão do carbono com dicromato de potássio e ácido sulfúrico [98%], com aquecimento externo por 30 min e posterior titulação com sulfato ferroso amoniacal. A porcentagem de carbono orgânico foi calculada com base no volume da solução gasto na titulação da amostra.

Análise exploratória dos dados

Análises dos parâmetros da estatística descritiva para o teor de COT (g/kg) nas duas áreas de interesse foram realizadas a partir do software IBM SPSS Statistics, no qual foram avaliados os seguintes parâmetros: média, mediana, desvio, coeficiente de variação, variância dos dados.

Linguagem R foi utilizada para realizar a avaliação da normalidade pelo teste de Kolmogorov-Smirnov a 5% de confiança e análise da distribuição de frequência dos conjuntos de dados de A1 e A2, de maneira separada.

Além das análises estatísticas, a distribuição dos pontos de coleta com seus respectivos valores de COT para cada área foi analisada de forma exploratória ao longo dos perímetros de interesse a partir de mapas confeccionados no software QGis 3.16, sem aplicação de métodos robustos para avaliação.

Análise geoestatística

Inicialmente, a distribuição espacial dos teores de COT em A1 e em A2 foi avaliada a partir da Krigagem Ordinária (KO), com modelos lineares baseados nas pressuposições de estacionaridade da hipótese intrínseca. O estimador do semivariograma para variáveis regionalizadas com distribuição normal de probabilidade, é dado pela equação (2):

$$\gamma(h) = \frac{1}{2n(h)} \sum_{i=1}^{n(h)} [Z(x_i) - Z(x_i+h)]^2 \quad (2)$$

Em que: $\gamma(h)$ é o semivariograma estimado; $n(h)$ representa o número de pares em uma mesma distância h ; e $Z(x_i)$ e $Z(x_i + h)$ são os valores do atributo nas posições x_i e $x_i + h$, respectivamente.

Como alternativa à KO, foi realizada a avaliação da ocorrência de COT por Krigagem Indicadora (KI), método não linear e não paramétrico, para estimar a probabilidade de ocorrência e distribuição espacial de determinados teores de carbono orgânico total nos perímetros. Para isso, alguns valores do conjunto de dados observados em laboratório foram utilizados como valores de corte z_k , onde foram determinados a partir da distribuição acumulada dos dois conjuntos de dados.

Conforme a tabela 1, os valores de corte foram escolhidos com base na função de distribuição acumulada da variável para os dois conjuntos de dados, portanto, os limites máximos e mínimos dos limiares foram escolhidos baseados nos 1º e 3º quartis de A1 e A2, e um terceiro valor de corte representou o intervalo interquartil, ou seja, valores ao redor da mediana.

Tabela 1. Decisões para determinação dos valores de corte para construção de semivariogramas para carbono orgânico total (COT) em A1 e A2

A1 – Neossolo Flúvico	A2 – Cambissolo Háplico
COT < 1º quartil	COT < 1º quartil
1º quartil < COT < 3º quartil	1º quartil < COT < 3º quartil
COT > 3º quartil	COT > 3º quartil

Elaborado pela autora

O processo de codificação das variáveis foi aplicado para todo o conjunto amostral, formando um novo conjunto com valores de 0 e 1 para cada valor de corte determinado, possibilitando a construção de diferentes semivariogramas $\gamma(h)$. Logo, o semivariograma usado para expressar a estrutura espacial com as variáveis indicadoras na KI é dado pela Equação (3):

$$\gamma(h) = \frac{1}{2n(h)} \sum_{i=1}^{n(h)} [I(x_i; z_k) - I(x_i + h; z_k)]^2 \quad (3)$$

Em que: $n(h)$ representa o número de observações separadas por uma distância h ; e $I(x_i; z_k)$ e $I(x_i + h; z_k)$ são a variável indicadora de interesse nas posições x_i e $x_i + h$, respectivamente, dado o valor de corte z_k .

Os semivariogramas teóricos das técnicas KO e KI foram construídos e ajustados utilizando 80% dos dados coletados em cada área, e o procedimento se deu com auxílio

do pacote “*gstat*” no software RStudio. Foram então testados os seguintes modelos de semivariograma: gaussiano, esférico, linear e exponencial; sendo então definidos o Efeito pepita (C_0), Patamar ($C_0 + C$) e Alcance (a) para cada um.

Para o teste dos modelos ajustados, foram utilizados 20% do conjunto de dados total de cada área de interesse como dados inéditos, sendo possível avaliar a acurácia de KO e KI a partir das seguintes métricas: Erro Quadrado Médio (MSE) (Equação 4), Erro Médio Absoluto (MAE) (Equação 5), Raiz do Erro Quadrático Médio (RMSE) (Equação 6)

$$MSE = \frac{1}{n} \times \sum (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (4)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \times \sum_1^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (5)$$

$$RMSE = \sqrt{\sum_1^n (\hat{y}_i - y_i)^2 / n} \quad (6)$$

Em que: \hat{y}_i é o valor previsto na i -ésima observação; y_i representa o valor medido na i -ésima observação e n é o número de pontos de validação.

Análise espacial do padrão de carbono orgânico

Foi aplicado um estimador Kernel adaptativo com correção de borda para avaliação da intensidade de ocorrência de COT (g/kg) para cada limiar utilizado na KI. O procedimento foi realizado a partir de linguagem R (RStudio, 2022) e serviu como resultado complementar a fim de melhorar a observação do comportamento espacial dos valores de corte nos perímetros de interesse.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Estatística Descritiva e análise exploratória dos dados

A tabela 1 apresenta os parâmetros estatísticos que compõem a estatística descritiva para o teor de COT de A1 e A2. Pode-se observar que a média e a mediana de carbono orgânico, para ambas as áreas, apresentam valores relativamente próximos, indicando distribuição normal a partir desses indicadores de tendência central dos dados (CAMBARDELLA et al., 1994).

Se tratando da variabilidade dos valores de COT em área de estudo, observa-se ainda, na tabela 2, que os coeficientes de variação para A1 e A2 são 42,83 % e 14,61 %, respectivamente. Segundo a classificação de Campanha et al. (2009), a variação dos atributos de solo é considerada fraca quando: $CV < 12\%$; média, se: $12 \leq CV \leq 60$ e alta,

quando: $CV > 60\%$, portanto, os valores de COT para todos os conjuntos amostrais apresentam uma variação média, apesar de A1 se sobressair quanto a heterogeneidade de seus dados. O mesmo caso é perceptível quando o desvio padrão e a variância dos conjuntos amostrais são analisados.

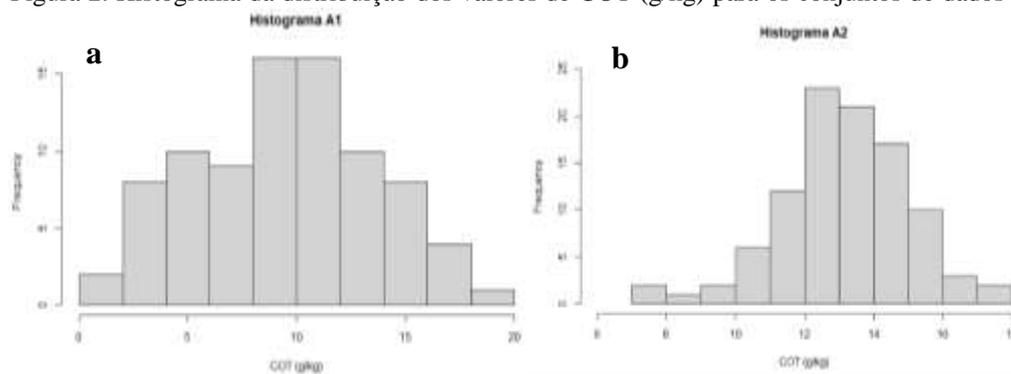
Tabela 2. Estatística descritiva de carbono orgânico total (g/kg) para as amostras de solos de A1 e A2.

Parâmetros estatísticos	COT (g.kg ⁻¹)	
	A1	A2
Média	9,501	13,150
Mediana	9,910	13,210
Erro padrão	0,444	0,193
Desvio padrão	4,069	1,921
CV (%)	42,83	14,61
Variância da amostra	16,556	3,691
Curtose	-0,593	0,684
Assimetria	-0,031	-0,314
Intervalo	18,020	10,260
Mínimo	1,420	7,660
Máximo	19,440	17,920
K-S	0,9048	0,6577

CV: coeficiente de variação; K-S: coeficiente de Kolmogorov-Smirnov a 5% de confiança.

No que diz respeito ao coeficiente de assimetria, de valor adimensional, observa-se que o teor de carbono orgânico total apresentou assimetria mais negativa para A2, se comparado ao conjunto de dados de A1 (Figura 2a), o que indica que há uma maior concentração de valores acima da média amostral para a região, o que pode ser observado mais detalhadamente no histograma apresentado na figura 2b.

Figura 2. Histograma da distribuição dos valores de COT (g/kg) para os conjuntos de dados de

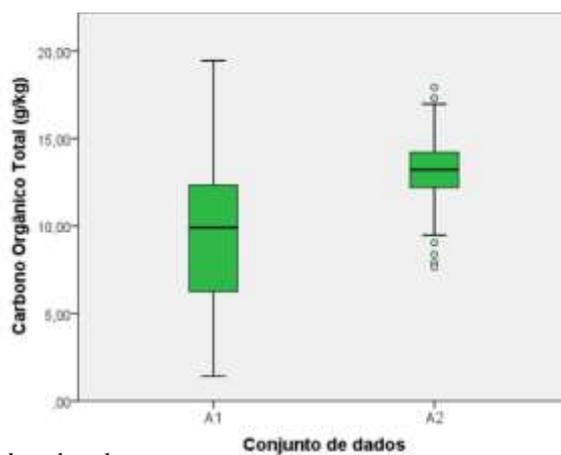


Elaborado pela autora.

Segundo autores como Oliveira Junior, Souza e Melo (2010) e Petrucci e Oliveira (2017), valores acima da média, mesmo de pouca ocorrência, influenciam significativamente na média da distribuição. As figuras 2 (a e b) e os resultados do teste de Kolmogorov-Sminorv da tabela 2 mostram que os dados de COT (g/kg) para as duas áreas de interesse tentem a uma distribuição normal, com *p-value* superior a 0,05 para A1 e A2.

O boxplot da figura 3 apresenta detalhes da distribuição dos valores de COT nas amostras coletadas em A1 e A2, em que se torna possível evidenciar a heterogeneidade no teor do elemento nos Neossolos Flúvicos de A1, que pode ser explicada pelo expressivo teor de areia desses solos, enquanto há o predomínio de fração argila nos Cambissolos presentes em A2, conforme observado por estudos anteriores de Almeida (2021).

Figura 3. Boxplot da distribuição dos teores de COT para A1 e A2.



Elaborado pela autora.

A estabilidade e persistência de teores de carbono orgânico mais elevados em A2, bem como a homogeneidade de seu conteúdo na área, está associada a presença de argilominerais e óxidos de ferro nos Cambissolos da Chapada do Apodi, que apresentam fortes ligações com a matéria orgânica do solo, protegendo o carbono orgânico presente em suas microestruturas e evitando que haja perda em profundidade (PHAM *et al.*, 2021), diferente do que foi observado para os solos de A1, devido a mobilidade facilitada nos solos com partículas mais grosseiras pela alta porosidade (EBELING *et al.*, 2011).

A partir do boxplot da figura 3 e do relatório estatístico da distribuição conhecida para os dois conjuntos de dados foi possível extrair os valores da mediana, primeiro e terceiro quartil das amostras em A1 e A2.

De acordo com os parâmetros da distribuição acumulada observada (Tabela 3), 25% das amostras apresentaram teores de COT abaixo de 6,3 g/kg no conjunto A1 e 12,2 g/kg em A2, representando o primeiro quartil da distribuição, enquanto 75% apresentaram teores abaixo de 12,3 e 14,2 g/kg para A1 e A2, respectivamente. Novamente, é possível perceber que A2 manteve sua distribuição de dados em valores mais elevados e variância interquartil mais reduzida, se comparado com os dados coletados em A1.

Tabela 3. Distribuição acumulada dos dados amostrais para A1 e A2, com destaque no primeiro, segundo e terceiro quartil.

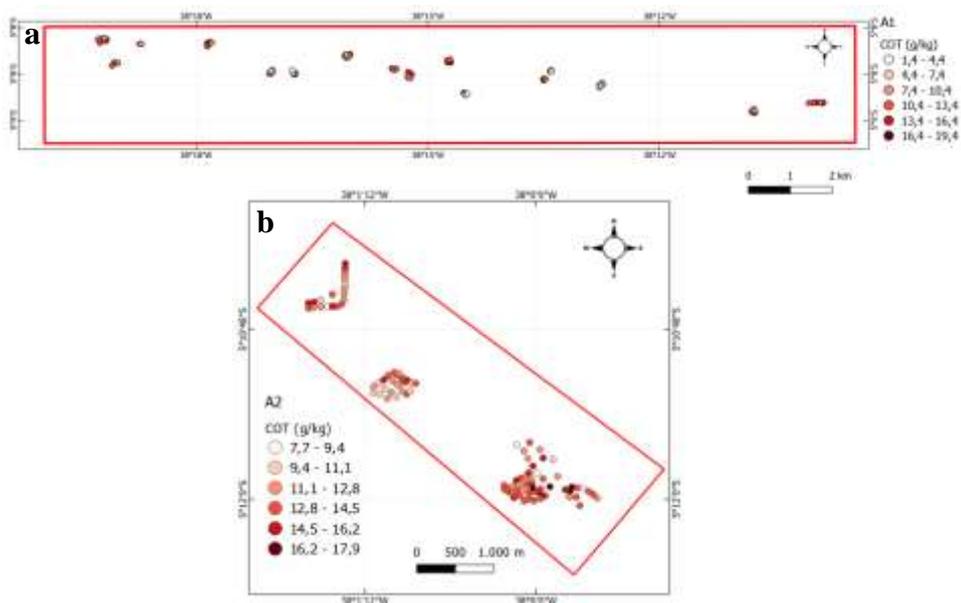
Parâmetros de distribuição acumulada	A1 (g.kg ⁻¹)	A2 (g.kg ⁻¹)
1° Quartil (25%)	6,3	12,2
2° Quartil (mediana)	9,9	13,2
3° Quartil (75%)	12,3	14,2

Elaborado pela autora

A figura 4a mostra a representação espacial dos valores observados para COT em A1, onde é possível perceber a variabilidade dos teores de carbono orgânico em pontos amostrais próximos entre si, com teor mínimo de 1,4 g/kg e máximo de 19,4 g/kg, sendo reflexo da predominância de Neossolos Flúvicos arenosos no perímetro irrigado de Morada Nova, no qual os menores valores de COT se concentram no centro da área de estudo, enquanto os mais elevados estão distribuídos em pontos amostrais ao longo de todo o perímetro.

O perímetro irrigado em A2, por sua vez, apresenta valores que pouco variam nos pontos amostrais e se apresentam mais uniformemente distribuídos (Figura 4b), com mínimo de 7,7 g/kg e máximo de 17,9 g/kg em que, os valores mais elevados se encontram mais concentrados nas amostras coletadas mais ao sul da área de interesse.

Figura 4. Distribuição dos teores de COT ao longo dos pontos amostrais em (a) A1 e (b) A2.



Elaborado pela autora.

Abordagens geoestatísticas

Krigagem Ordinária (KO)

A tabela 4 apresenta os parâmetros do semivariograma que melhor se ajustou a distribuição dos dados amostrais, de forma espacial, dos dois conjuntos de dados avaliados, juntamente com as métricas de validação utilizadas após o teste dos parâmetros em conjuntos de dados inéditos para cada área de interesse.

Tabela 4. Parâmetros dos semivariogramas que melhor se ajustaram para os teores de COT de A1 e A2, e resultados das métricas de validação do ajuste.

Área	Parâmetros do semivariograma				Validação			
	C_0	$C_0 + C$	a	$(C_0/[C_0+C])$	RSME	MSE	MAE	Modelo
A1	10,464	19,355	1584,14	0,54	2,22	4,92	0,69	Esférico
A2	2,431	4,604	926,5	0,53	1,23	1,5	0,36	Esférico

C_0 : efeito pepita; $C_0 + C$: patamar; a : alcance (m); $(C_0/[C_0+C])$: proporção efeito pepita/patamar

Para as duas áreas de estudo, o modelo de semivariograma que melhor se ajustou aos dados foi o Esférico, com RMSE de 2,22 g.kg⁻¹ e 1,23 g.kg⁻¹ para A1 e A2, respectivamente. Quanto ao MSE e ao MAE, o semivariograma para A2 também apresentou os menores valores de validação (1,50 g.kg⁻¹ e 0,36 g.kg⁻¹, respectivamente) mostrando que o modelo conseguiu se ajustar melhor aos pontos amostrados se comparado ao de A1. Tal resultado, possivelmente, está associado a elevada heterogeneidade a curtas distâncias de carbono em A1, o que influenciou no ajuste do semivariograma para a região.

No que diz respeito aos parâmetros de ambos os semivariogramas (Tabela 4), A1 apresentou efeito pepita de 10,464, enquanto A2 esse parâmetro se mostrou mais reduzido ($C_0 = 2,431$). Como o efeito pepita é o valor da variabilidade não explicada, quando a distância entre os pares tende a zero, busca-se sempre que possível um valor de C_0 cada vez menor no ajuste do semivariograma, já que o efeito pepita de menor valor é aquele que melhor representa a correlação entre os pontos observados (LIMA et al., 2014; ALMEIDA, 2013).

Vieira (2000) afirma que o efeito pepita pode ser influenciado tanto por erros de medição e pela alta variabilidade do atributo a curtas distância, apesar de ser difícil inferir qual destes tem maior contribuição neste parâmetro, é possível dizer que a heterogeneidade

encontrada nos teores de COT nas amostras de A1 pode justificar o valor do efeito pepita significativamente mais elevado para esse conjunto amostral.

Assim como para o efeito pepita, o carbono no conjunto amostral de A1 apresentou valor de patamar mais elevado do que em A2, com $C_0 + C$ de 19,355 a um alcance de 1584,14 m. Como o patamar é o ponto onde a variância da diferença entre os pares é máxima a determinado alcance (ALMEIDA, 2013; FERNANDES, 2014), pode-se inferir que o carbono em A1 apresentou maiores variâncias e dependência espacial até atingir um alcance de 1584,14 m, enquanto COT para A2, apresentou patamar de 4,604 e um alcance mais reduzido, onde a ausência de dependência espacial entre os pares de amostra acontece a partir de 926,5 m.

Vale ressaltar que, conhecendo os valores de efeito pepita e patamar do semivariograma, é de suma importância a análise da proporção $C_0/[C_0+C]$ (Tabela 4) que, de acordo com classificação de Cambardella et al. (1994), mostrou dependência especial de grau moderado para COT em A1 e A2, com proporção efeito pepita/patamar igual a 0,54 e 0,53, respectivamente.

O efeito pepita e o patamar são os parâmetros da variografia mais importantes de serem interpretados em um semivariograma, pois ambos representam o comportamento da variância entre os pares de amostras observados a determinado alcance (LIMA et al., 2014).

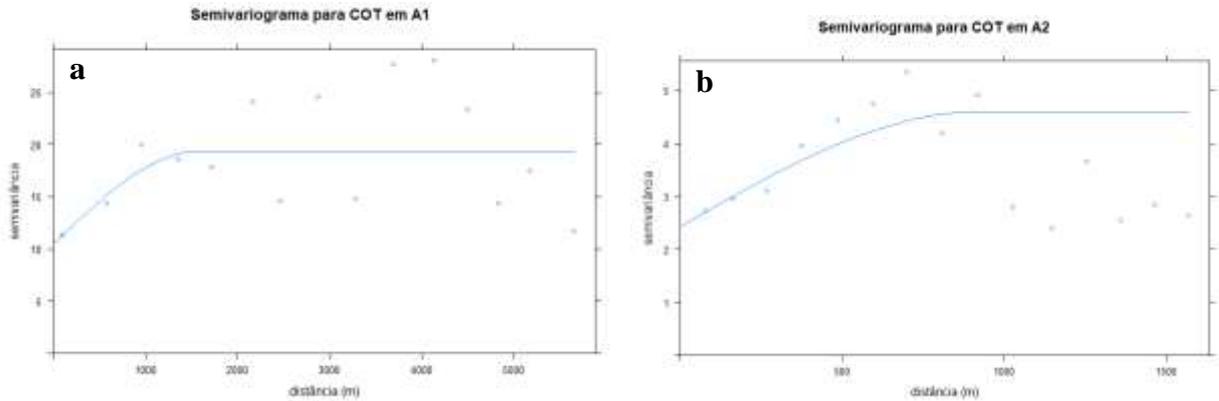
Portanto, quanto maior for a diferença entre esses parâmetros – contribuição ou variância (C) – e menor for a proporção do efeito pepita sobre o patamar, mais robusta será a explicação do modelo ajustado para a variável estudada e melhor será a qualidade da acurácia da krigagem (BRADAI et al., 2016; ABDENNOUR et al., 2019).

As figuras 5 (a e b) apresentam, graficamente, os modelos de semivariogramas que melhor se ajustaram para os conjuntos de dados A1 e A2. É possível observar que os melhores semivariogramas ajustados ainda não foram capazes de representar, de forma significativa, os pontos amostrados a maiores distâncias, estando eles espaçados e longe da linha do semivariograma teórico.

Nota-se ainda nas figuras 5 (a e b) que a contribuição ou variância da diferença entre os pares de amostras se mostra sutil para os dois semivariogramas e que o efeito pepita apresenta valores elevados para um patamar mais reduzido, o que justifica e reflete

modelos que pouco explicam a variância das amostras a partir dos pontos observados neste trabalho.

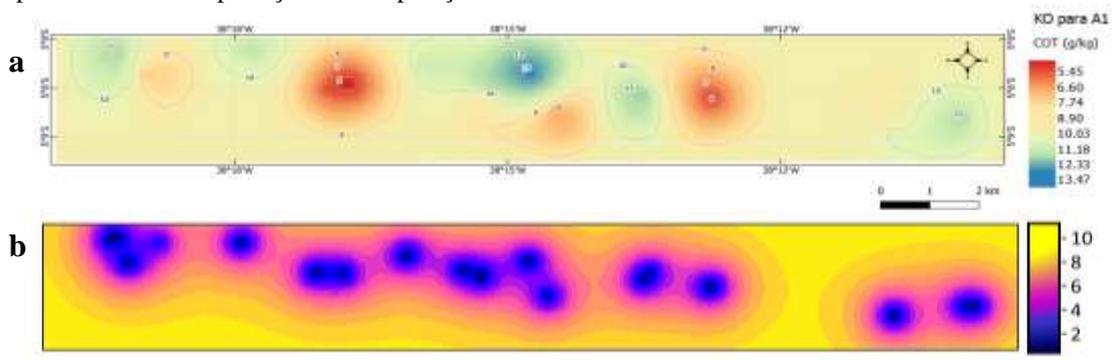
Figura 5. Semivariogramas teóricos de modelo esférico para COT em (a) A1 e (b) A2.



Elaborado pela autora.

Os mapas de KO para a estimativa da distribuição espacial de COT e da variância da predição para A1 estão representados nas figuras 6 (a e b), respectivamente. Nota-se que a KO suavizou os valores de carbono ao longo do perímetro (5,45 a 13,47 g/kg), resultando em superestimativas dos valores mínimos e subestimativa dos máximos observados na área.

Figura 6. (a) Mapa de distribuição espacial do carbono orgânico total (g/kg) por krigagem ordinária e (b) mapa da variância da predição da interpolação em A1.



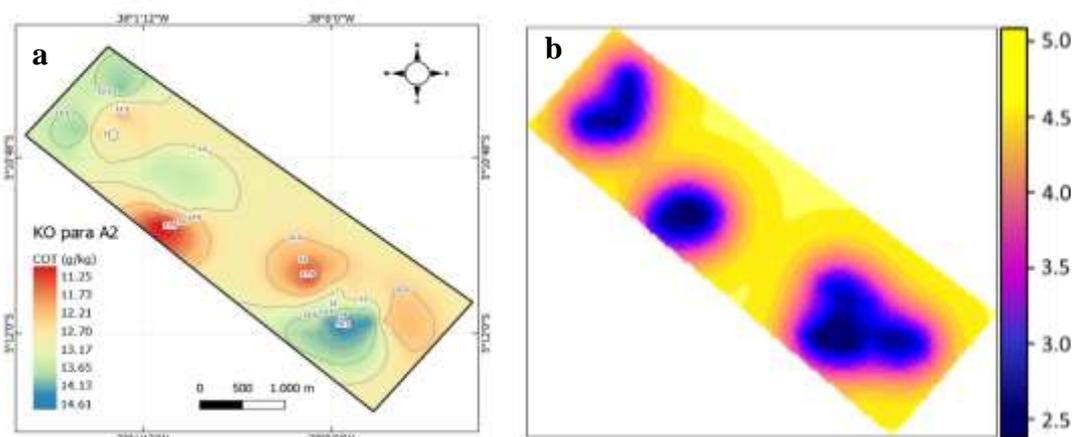
Elaborado pela autora.

É possível observar ainda, na figura 6a, a formação expressiva do efeito “olho-de-boi” ou “*bull's eyes*”, ou seja, ilhas de estimativa bem definidas ao longo da área delimitada, característica negativa do modelo de krigagem que reflete no ajuste fraco e conduz a uma espécie de contaminação da interpolação (DIAS et al., 2016), influenciada principalmente por amostragens agrupadas na região quando aparente em interpolações por krigagem ordinária.

No que diz respeito a variância da predição em A1 (Figura 6b), é possível observar que ela reduz à medida que se aproxima dos pontos de amostragem observados, efeito comum de se observar para a krigagem ordinária, já que a variância é um parâmetro que depende da configuração estrutural da amostragem, portanto, onde a intensidade de amostragem é elevada, naturalmente a variância ou o erro da krigagem será reduzido (ABDENNOUR et al., 2019).

Assim como para A1, a KO suavizou os teores de COT para A2 ao longo do perímetro (Figura 7a), passando agora a variar entre 11,25 e 14,61 g/kg. Respostas similares de redução de máximos e aumento nos valores mínimos são vistas também em outros trabalhos que utilizam o método de interpolação (MELLO; OLIVEIRA, 2016; SAHBENI; SZEKELY, 2022).

Figura 7.(a) Mapa de distribuição espacial do carbono orgânico total (g/kg) por krigagem ordinária e (b) mapa da variância da predição da interpolação em A2.



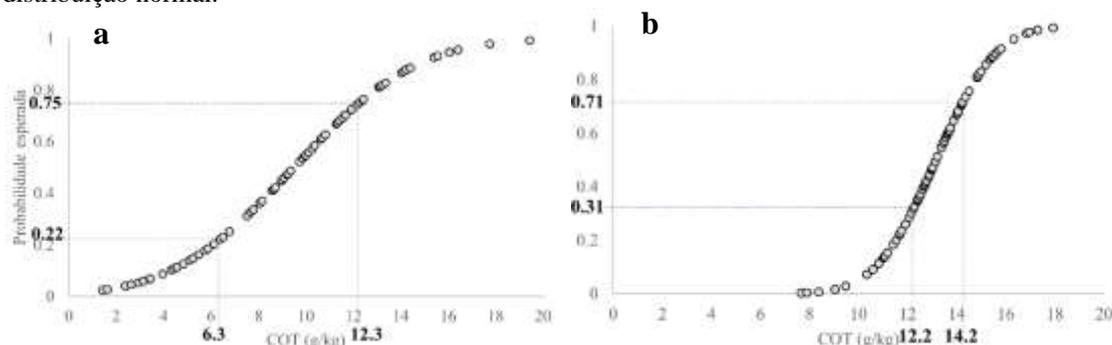
Elaborado pela autora.

O efeito “olho-de-boi” também ocorreu em A2, apesar de aparecer com menor intensidade é possível observar que nos pontos onde a amostragem ocorreu de forma intensa ao sul da área (Figura 7b), houve a expressividade do efeito. A presença deste efeito pode indicar que, mesmo que o método de krigagem ordinária seja o mais adequado, a distribuição espacial da amostragem pode interferir nos resultados da interpolação. O mapa de variância da KO na região de A2 apresentou menores erros se comparado a A1, mas seguiu o mesmo comportamento de apresentar variância reduzida próximo aos pontos de amostragem observados.

Krigagem Indicativa (KI)

Para construção dos mapas de probabilidade de ocorrência de COT em A1 e A2, foram determinados três valores de corte como limiar de COT em cada área, sendo testados modelos de semivariogramas para cada limiar. As figuras 8 (a e b) destacam os valores de corte utilizados para A1 e A2, respectivamente, baseado na distribuição acumulada.

Figura 8. Probabilidade de distribuição acumulada dos valores de corte escolhidos, com base em uma distribuição normal.



Elaborado pela autora.

Os valores de corte foram escolhidos com base nos quartis de cada conjunto de dados (Tabela 3), porém, como a distribuição dos teores de COT não se apresentou como uma normal absoluta, os percentuais de frequência variaram em pequenas escalas.

De acordo com a figura 8a, é esperado que no conjunto de A1 22 % das amostras apresentaram valores abaixo de 6,3 g/kg de COT e 25% apresentaram valores maiores que 12,3 g/kg, enquanto a maioria das amostras da distribuição (probabilidade esperada = 53 %) apresentaram teores de COT dentro do intervalo de 6,3 e 12,3 g/kg.

A figura 8b mostra a probabilidade esperada para a distribuição dos teores de COT dentro do conjunto amostral de A2, sendo possível observar que a probabilidade esperada para a frequência dos dados diverge um pouco da distribuição acumulada teórica com o 1º quartil representando 25 % dos dados e o 3º quartil, 75 %. Para o perímetro de A2, 31 % das amostras apresentaram teores de COT abaixo de 12,2 g/kg – considerado o 1º quartil, estatisticamente – enquanto 29 % apresentaram valores acima de 14,2 g/kg (3º quartil). O intervalo entre esses teores, portanto, representou 40% das amostras observadas no perímetro de A2.

Cada valor de corte foi então utilizado para geração e ajuste de um semivariograma, cujos parâmetros e métricas de validação estão dispostos na tabela 5, onde é possível notar que para todos os valores de corte de COT os semivariogramas que melhor se ajustaram às amostras observadas eram de modelo esférico, com exceção dos teores acima de 12,3

g/kg de COT em A1, que não apresentaram estrutura de correlação espacial, resultando em um semivariograma de efeito pepita puro, não podendo então ser concluídas a variografia e a krigagem para amostras com esses valores em A1.

Tabela 5. Parâmetros dos semivariogramas que melhor se ajustaram para os valores de corte escolhidos para COT em A1 e A2, e resultados das métricas de validação do ajuste.

Área	Corte (g/kg)	Parâmetros do semivariograma				Validação			
		C ₀	C ₀ + C	<i>a</i>	(C ₀ /[C ₀ +C])	RSME	MSE	MAE	Modelo
A1	< 6.3	0.093	0.203	516.4	0.46	3.53	12.44	0.02	Esférico
	6.3 - 12.3	0.195	0.273	1714.02	0.71	3.69	13.63	0.05	Esférico
	> 12.3	***	***	***	***	***	***	***	Efeito pepita puro
A2	< 12.2	0.074	0.192	585.3	0.38	1.83	3.34	0.03	Esférico
	12.2 - 14.2	0.192	0.271	439.9	0.71	1.84	3.37	0.07	Esférico
	> 14.2	0.156	0.506	473.9	0.31	1.89	3.56	0.02	Esférico

C₀: efeito pepita; C₀ + C: patamar; *a*: alcance (m); (C₀/[C₀+C]): proporção efeito pepita/patamar

Segundo autores como Cambardella et al. (1994) e Almeida (2013), o efeito pepita puro ocorre quando a variação de um atributo é constante para qualquer distância e sua ocorrência indica que a variável apresenta distribuição casual no espaço, com variabilidade não explicada. Tal efeito pode ser consequência de erros de mensuração ou de amostragem, considerando o espaçamento dos pontos observados maior do que o necessário para detectar dependência espacial.

A partir do resultado observado na tabela 5 é possível notar que, assim como os resultados observados para a KO, o conjunto de dados de A2 apresentaram melhores acurácias na validação dos modelos de semivariogramas ajustados para dados inéditos na área, com RMSE entre 1,83 e 1,89 para KI.

Quanto aos parâmetros do semivariograma, os teores de COT menores que 6,3 g/kg apresentaram os menores valores de efeito pepita, patamar e alcance (0,093; 0,203 e 516,4 m, respectivamente), tendo estrutura e correlação espacial entre os pares melhor representadas pelo modelo devido a proporção efeito pepita/patamar também reduzida ($C_0/[C_0+C] = 0,38$).

A proporção $C_0/[C_0+C]$ elevada para os teores de COT ao redor da mediana (0,71), entre 6,3 e 12,3 g/kg, indica fraca correlação e dependência espacial entre os pares observados e fragiliza a interpolação, pois neste processo é sempre buscado diferenças significativas entre efeito pepita e patamar que reduzem a proporção do primeiro no segundo parâmetro e refletem na variância significativa da diferença entre os pares (BRADAI et al., 2016). Apesar do melhor ajuste dos modelos em comparação com A1, as amostras de A2 dentro

do limiar ao redor da mediana apresentaram resultados semelhantes ao primeiro conjunto de dados, quanto aos parâmetros do semivariograma (Tabela 5).

Teores de COT observados entre 12,2 e 14,2 g/kg apresentaram $C_0/[C_0+C] = 0,71$ bem como A1, com baixa diferença entre o patamar e o efeito pepita, que reflete na baixa correlação espacial e variância na diferença entre os pares de amostras reduzida, fragilizando o processo de interpolação, mesmo que o modelo de variografia apresente bons ajustes.

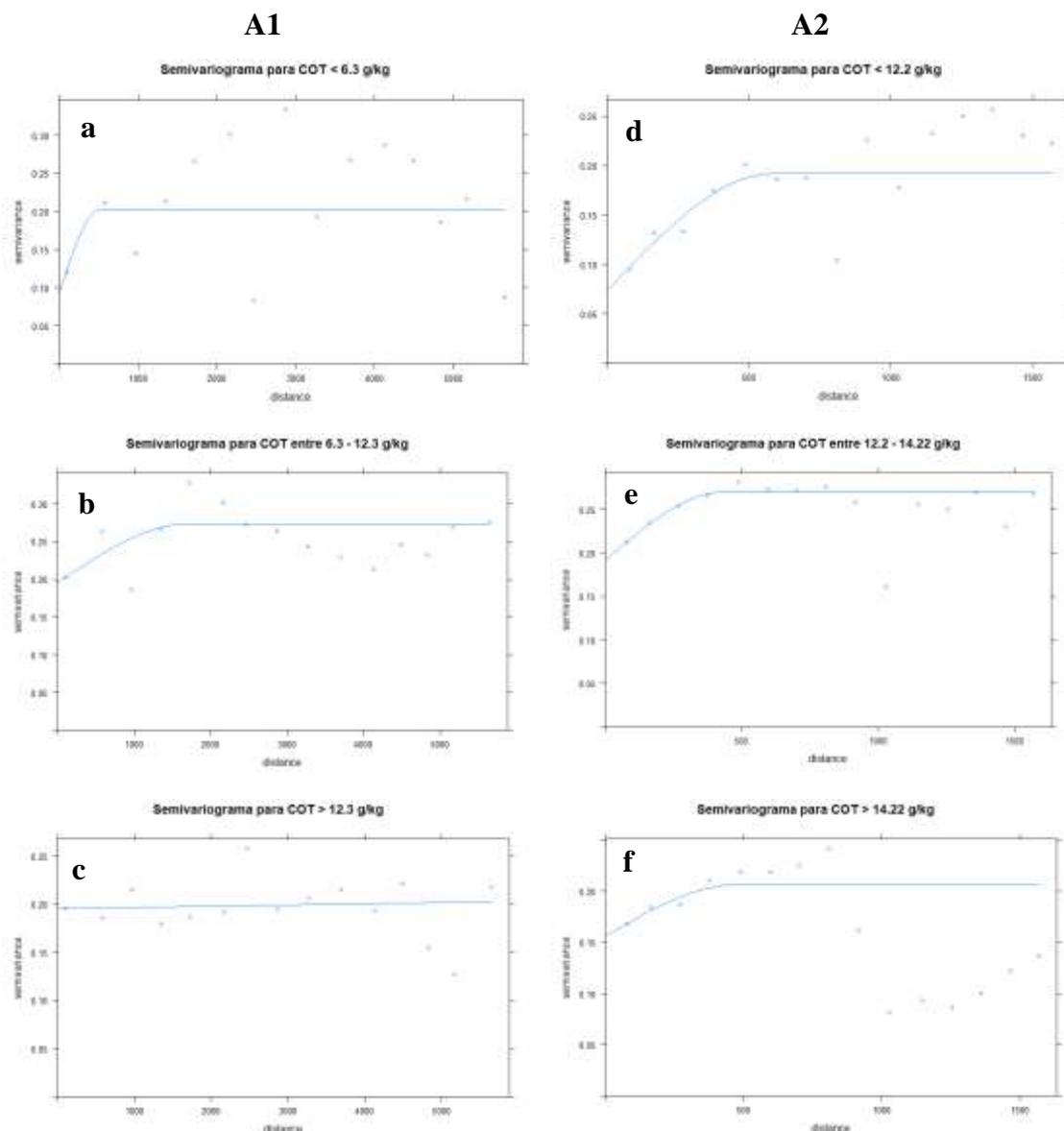
Os teores cujo valor de corte foi determinado pelos extremos, ou seja, menores que 12,2 e maiores que 14,2 g/kg, apresentaram proporção efeito pepita/patamar adequadas para classificar a estrutura espacial dos pontos com dependência moderada (0,38 e 0,31, respectivamente), com alcance para COT de 585,3 m quando seus teores estão abaixo de 12,2 g/kg e de 473,9 m quando os teores superam 14,2 g/kg.

Em outras palavras, a partir da distância observada no alcance do semivariograma teórico, os respectivos valores de COT não se apresentam mais correlacionados e mensurações realizadas em distâncias maiores que o alcance, apresentam distribuição espacial aleatória e independentes entre si (SOUZA et al., 2006).

As figuras 9 (a até f) apresentam a forma gráfica dos semivariogramas ajustados para cada valor de corte utilizado para os pontos amostrais de A1 e A2. É possível observar que, para os teores de COT de A1 menores que 6,3 g/kg (Figura 9a) e aqueles que se encontraram entre 6,3 e 12,2 g/kg (Figura 9b), apesar do ajuste do modelo esférico de semivariograma, os pontos observados apresentaram-se muito dispersos na variografia, o que pode ser reflexo de uma distribuição aleatória na área a curtas distâncias.

Para as amostras com teores acima de 12,2 g/kg (Figura 9c), entretanto, não apresentou estrutura de dependência espacial entre os pares, ou seja, as amostras de carbono orgânico cujos teores são máximos podem ser consideradas como independentes entre si no espaço estudado, já que $C_0 = [C_0+C]$, não existindo proporção entre efeito pepita e patamar, refletindo a inexistência de correlação e dependência a qualquer alcance e impedindo a construção de mapas de probabilidade de ocorrência na KI (ALMEIDA, 2013).

Figura 9. Semivariogramas teóricos que melhor se ajustaram aos valores de corte definidos para COT em A1 e A2, sendo: (a) COT < 6,3 g/kg, (b) COT entre 6,3 e 12,3 g/kg e (c) COT > 12,2 g/kg para A1 e (d) COT > 12,2 g/kg, (e) COT entre 12,2 e 14,2 g/kg e (f) COT > 14,2 g/kg para A2.



Elaborado pela autora

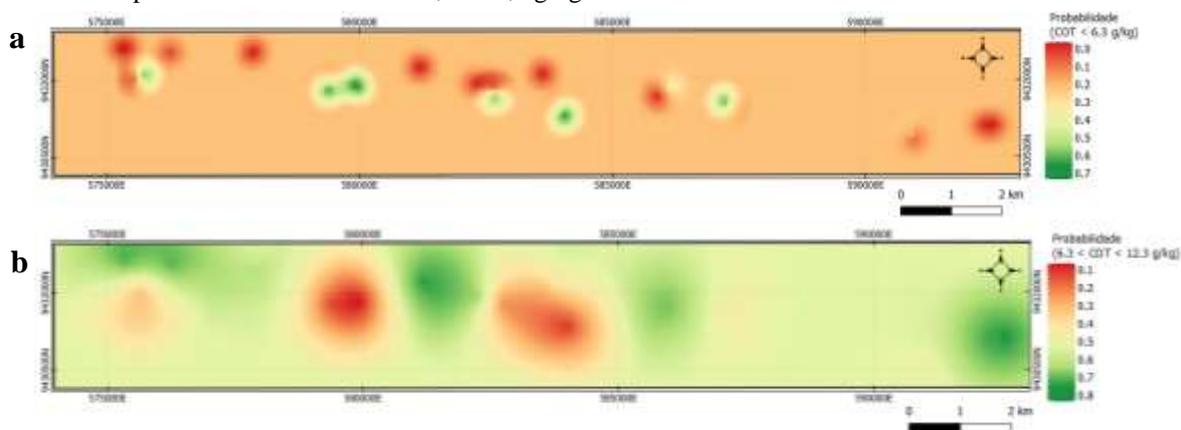
Os semivariogramas teóricos ajustados para as amostras de A2 também apresentaram alguns pontos dispersos na variografia (Figura 9d a 9f), com exceção do semivariograma ajustado para os pontos ao redor da mediana, com teores de COT entre 12,2 e 14,2 g/kg (Figura 9e). Apesar do ajuste adequado e menos pontos dispersos na variografia, observa-se que o patamar do semivariograma se inicia muito próximo do valor do efeito pepita, que pode ser visualizado também na tabela 5.

O comportamento observado do semivariograma da figura 9e pode ser considerado como alerta para uma tendência a aleatoriedade a curtas distâncias, devido a pequena diferença

entre efeito pepita e patamar, que não pode ser explicada pela estrutura espacial dos pontos amostrais.

Os mapas de probabilidade de ocorrência de teores de COT menores que 6,3 g/kg em A1 (Figura 10a) apresentam, assim como na KO para a mesma área, o efeito “olho-de-boi” expressivo, onde a probabilidade de ocorrência para o limiar se encontra elevada (50 % a 70 %) em ilhas delimitadas aos locais de amostragem. Subáreas isoladas, de baixa probabilidade de ocorrência, também podem ser vistas subáreas delimitadas pelos demais pontos de amostrais de A1.

Figura 10. (a) Mapa de probabilidade de ocorrência para COT < 6,3 g/kg e (b) mapa de probabilidade de ocorrência para valores de COT entre 6,3 e 12,3 g/kg em A1



Elaborado pela autora.

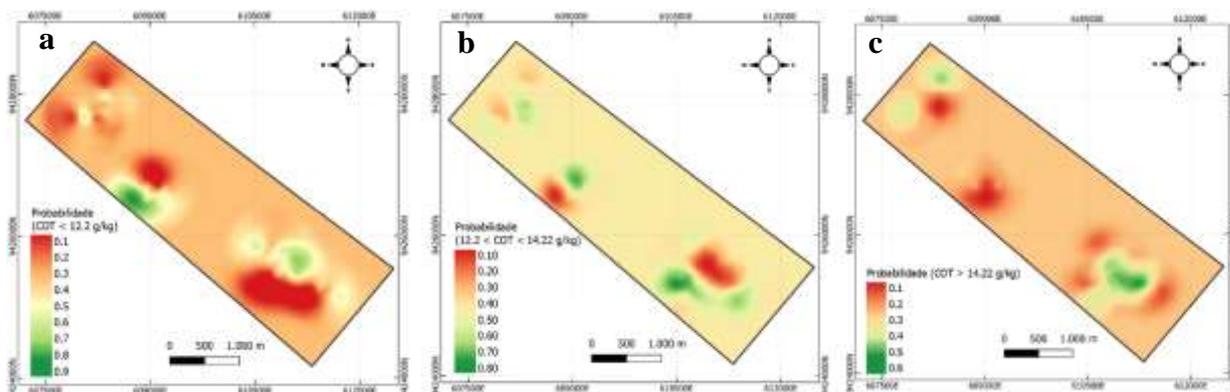
A figura 10b apresenta o mapa de probabilidade de ocorrência de teores de COT entre 6,3 e 12,3 g/kg e nota-se a complementariedade com aquele apresentado na figura 10a, onde há a tendência de formação do efeito “olho-de-boi” de elevada probabilidade de ocorrência nos pontos amostrais que apresentaram os valores dos limiares, de forma análoga ao primeiro mapa supracitado.

Os resultados mostram que, nos Neossolos Flúvicos predominantes em A1, há uma maior probabilidade de ocorrência de valores de COT entre 6,3 e 12,3 g/kg, com ilhas de baixa probabilidade de ocorrência de teores menores que o limite mínimo desse intervalo. O resultado é coerente ao descrito por Santos et al., (2007) e Ferreira et al., (2010), em que observaram teores de COT em Neossolos do semiárido em torno de 6,0 a 18,0 g/kg.

As figuras 11 (a até c) evidenciam os mapas de probabilidade de ocorrência dos valores de corte para COT em A2, apresentando o mesmo comportamento que para A1, a KI destacou ilhas de maiores probabilidades de ocorrência nos locais mais próximos aos

pontos amostrais dos limiares, e de baixas probabilidades nos locais onde os valores amostrais não entraram no corte.

Figura 11.(a) Mapa de probabilidade de ocorrência para COT < 12,2 g/kg ; (b) para valores de COT entre 12,2 e 14,2 g/kg e (c) COT > 14,2 g/kg em A2



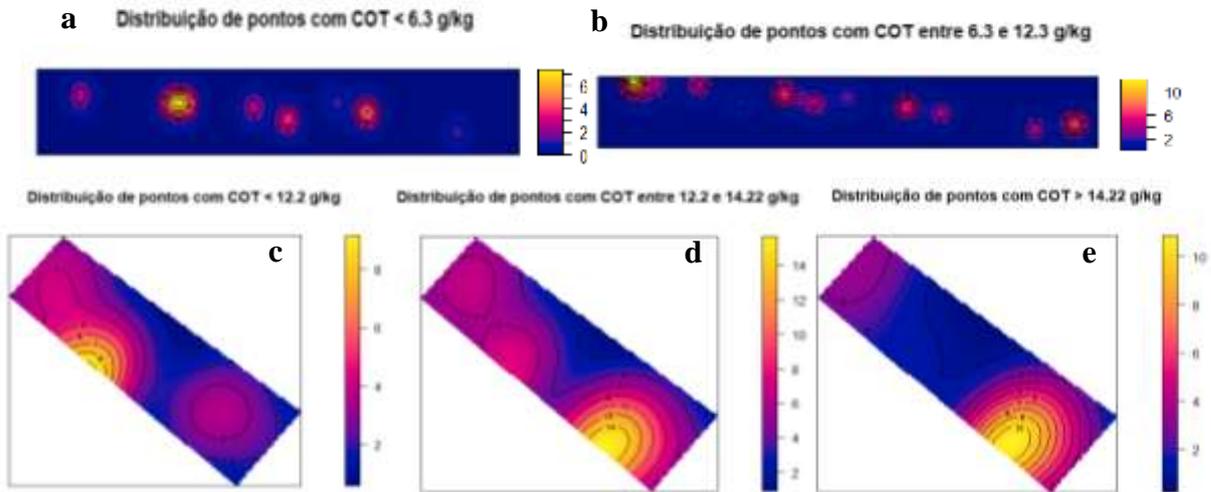
Elaborado pela autora.

Observa-se na figura 11a que teores de COT menores que 12,2 g/kg podem acontecer com menos frequência nos Cambissolos de A2, tendo maiores probabilidades de ocorrência de teores entre 12,2 e 14,2 g/kg (Figura 11b). O resultado pode ser explicado pelo estoque de carbono em superfície através dos coloides de argilominerais desses solos, evitando assim a perda em profundidade e armazenando maiores quantidades de COT na matriz edáfica.

Assim como os valores menores que 12,2 g/kg, os teores de carbono que excederam 14,2 g/kg apresentaram elevada probabilidade de ocorrência apenas próximo aos pontos amostrais já conhecidos (Figura 11c), formando efeito “olho-de-boi” nítido ao longo do perímetro, o que prejudica a adequação da KI na área estudada.

Os resultados da análise espacial dos pontos amostrados pela aplicação de um kernel em A1 e A2 confirmam a existência de elevada intensidade de ocorrência de amostragem agrupada para cada valor de corte utilizado na KI (Figuras 12a a 12e), podendo ser observado com mais nitidez para os pontos amostrais de A2 (Figuras 12c a 12e).

Figura 12. Resultados da aplicação de kernel para verificação da intensidade de amostragem em pontos com (a) COT < 6,3 g/kg e (b) COT entre 6,3 e 12,3 g/kg em A1; (c) COT < 12,2 g/kg; (d) COT entre 12,2 e 14,2 g/kg e (e) COT > 14,2 g/kg em A2.



Elaborado pela autora.

Os locais onde pode-se observar maiores intensidades de ocorrência de amostragem, para cada valor de corte, correspondem aqueles que apresentaram as respectivas probabilidades de ocorrência mais elevadas, indicando assim que o agrupamento da amostragem foi intenso nessas áreas e pode, de alguma forma, enviesar os resultados da KI na área.

Portanto, para análises onde o foco são abordagens geoestatísticas, se faz necessário um planejamento de amostragem onde a estrutura da distribuição seja regular, evitando agrupamentos de amostras para o ajuste dos semivariogramas e produção dos mapas, seja de estimativa ou probabilidade de ocorrência.

CONCLUSÕES

A Krigagem Ordinária se mostrou eficiente na estimativa de COT para as duas regiões com solos e variações diferentes dos elementos. A Krigagem Indicativa apresentou resultados consistentes à ocorrência dos teores de COT observados em campo, refletindo sua capacidade de aplicação como técnica complementar à geoestatística linear.

Tanto a Krigagem Ordinária quanto a Krigagem Indicativa apresentaram melhores resultados na distribuição de COT em Cambissolos (A2) mais homogêneos para o elemento.

A intensidade da amostragem pode influenciar na resposta da Krigagem Indicativa, portanto, se faz necessário utilizar pontos de coleta com distribuição mais regular do que agrupada.

REFERÊNCIAS

ABDENNOUR, M.A.; DOUAOUI, A.; BRADAI, A.; BENNACER, A.; FERNANDEZ, M.P. Application of kriging techniques for assessing the salinity of irrigated soils: the case of El Ghrous perimeter, Biskra, Algeria. **Span. J. Soil Sci.** [s.l.], v. 9, p.105-124, 2019. DOI: 10.3232/SJSS.2019.V9.N2.04

ALMEIDA, E. L. **Sensoriamento remoto hiperespectral na estimativa da granulometria de horizontes superficiais de solos**. 2021. 132 f. Tese (Doutorado em Ciência do Solo). Programa de Pós-Graduação em Ciência do Solo da Universidade Federal do Ceará-UFC, Fortaleza-CE. *in press*.

ALMEIDA, M.F.F. Uso da Krigagem Indicativa na seleção de áreas propícias ao cultivo de café em consorciação ou rotação com outras culturas. **Dissertação (Mestrado)**. Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 2013. 154p.

BONISCH, S.; ASSAD, M.L.L.; MONTEIRO, A.M.V.; CAMARA, G. Representação e propagação de incertezas em dados de solo II - Atributos numéricos. **R. Bras. Ci. Solo**. [s.l.], v. 28, p.33-47, 2004. DOI: <https://doi.org/10.1590/S0100-06832004000100004>

BRADAI, A.; DOUAOUI, A.; BETTAHAR, N.; YAHIAOUI, I. Improving the prediction accuracy of groundwater salinity mapping using indicator kriging method. **J Irrig Drain Eng.**, v. 142, P. 04016023, 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 Sci. Soc. Am. J.** [s.l.], v. 58, p.1501-1511, 1994. DOI: <https://doi.org/10.2136/sssaj1994.03615995005800050033x>

CAROLINO, J.A.; GUERRA, H.O.O.; ARAÚJO, W.P.; SOUSA, J.Y.B.; ALMEIDA, E.S.A.B.; BARRETO, T.S. Geoestatística aplicada ao estudo da salinidade do solo, Sumé – Paraíba. **ACSA**. Patos-PB, v.13, n.2, p.72-81, 2017. DOI: <http://dx.doi.org/10.30969/acsa.v13i2.669>

DIAS, L.A.F.; SILVA, J. A.; PINTOR I.R.; OLIVEIRA, M.C.N.; FARIAS, J.R.B.; SIBALDELLI, R.N.R.; ALMEIDA, A.M.R. **Métodos de interpolação de dados e distribuição espacial de *Macrophomina phaseolina* no solo**. In: Jornada Acadêmica da Embrapa Soja, v. 11. Resumos expandidos... Londrina: Embrapa Soja, p. 17-23, 2016.

EBELING, A. G.; ANJOS, L. H. C.; PEREIRA, M. G.; PINHEIRO, E. F. M.; VALLADARES, G. S. Substâncias húmicas e relação com atributos edáficos. **Bragantia**, Campinas, v. 70, n. 1, p. 157-165, 2011. DOI: <https://doi.org/10.1590/S0006-87052011000100022>

FERNANDES, T.T. Krigagem indicativa para elaboração de mapas probabilísticos em agricultura de precisão. **Dissertação (Mestrado)**. Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 2014. 81p.

- FERREIRA, G. B.; SILVA, M. S. L.; COSTA, M. B. B.; MOURA, M. M.; GAVA, C. A. T.; MENDONÇA, C. E. S.; CHAVES, V. C. **Carbono orgânico total em solos sob influência de barragens subterrâneas no semiárido da Paraíba, Brasil**. In: Reunião brasileira de fertilidade do solo e nutrição de plantas, v .29. Guarapari, ES. Anais... Guarapari, ES: FertBio, 2010.
- GUO, L.; SUN, X.; FU, P.; SHI, T.; DANG, L.; CHEN, Y.; LINDERMAN, M.; ZHANG, G.; ZHANG, Y.; JIANG, Q.; ZHANG, H.; ZHENG, C. Mapping soil organic carbon stock by hyperspectral and time-series multispectral remote sensing images in low-relief agricultural áreas. **Geoderma**. [s.l.], v. 398, p. 115118, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2021.115118>
- HUTENGES, C.; SEIDEL, M.; OERTEL, F.; LUDWIG, B.; VOHLAND, M. In situ and laboratory soil spectroscopy with portable visible-to-nearinfrared and mid-infrared instruments for the assessment of organic carbon in soils. **Geoderma**, [s.l.], v. 355, p. 113900, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2019.113900>
- JOHN, K.; ABRAHAM, I.I.; KEBONYE, N.M.; AGYEMAN, P.C.; AYITO, E.O.; KUDJO, A.S. Soil organic carbon prediction with terrain derivatives using geostatistics and sequential Gaussian simulation. **Journal of the Saudi Society of Agricultural Sciences**. [s.l.], v. 20, p. 379–389, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jssas.2021.04.005>
- KUKULS, I.; KLAVINS, M.; NIKODEMUS, O.; KASPARINSKIS, R.; BRUMELIS, G. Changes in soil organic matter and soil humic substances following the afforestation of former agricultural lands in the boreal-nemoral ecotone (Latvia). **Geoderma Regional**, [s.l.], v. 16, p. e00213, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.geodrs.2019.e00213>
- LIMA, J. S. S.; BONA, D.A.O; FIEDLER, N.C.; PEREIRA, D.P. Distribuição espacial das frações granulométricas argila e areia total em um Latossolo Vermelho-Amarelo. **Revista Árvore**, 2014 Viçosa-MG, v.38, n.3, p.513-521.
- LINNIK, V.G.; BAUER, T.V.; MINKINA, T.M.; MANDZHIEVA, S.S.; MAZARJI, M. Spatial distribution of heavy metals in soils of the flood plain of the Seversky Donets River (Russia) based on geostatistical methods. **Environ Geochem Health**. [s.l.], v. 44, p. 319–333, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10653-020-00688-y>
- MELLO, Y.R.; OLIVEIRA, T.M.N. Análise Estatística e Geoestatística da Precipitação Média para o Município de Joinville (SC). **Rev. bras. meteorol.**, v.31, p. 229-239, 2016. DOI: <https://doi.org/10.1590/0102-778631220150040>
- MOTOMIYA, A.V.A.; CORÁ, J.E.; PEREIRA, G.T. Uso da Krigagem Indicatriz na avaliação de indicadores de fertilidade do solo. **R. Bras. Ci. Solo**. [s.l.], v. 30, p. 485-496, 2006. DOI: <https://doi.org/10.1590/S0100-06832006000300010>
- OLIVEIRA JUNIOR, J. C.; SOUZA, L. C. P.; MELO, V. F. Variabilidade de atributos físicos e químicos de solos da Formação Guabirotuba em diferentes unidades de amostragem. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, [s.l.], v. 34, p. 1491-1502, 2010.
- PETRUCCI, E.; OLIVEIRA, L. A. Coeficientes de assimetria e curtose nos dados de vazão média mensal da bacia do Rio Preto-BA. **Os Desafios da Geografia Física na Fronteira do Conhecimento**, Campinas, v. 1, p.158-170, 2017. DOI: [10.20396/sbgfa.v1i2017.1785](https://doi.org/10.20396/sbgfa.v1i2017.1785)

PHAM, D. M.; KASAI, T.; YAMAURA, M.; KATAYAMA, A. Humins: No longer inactive natural organic matter. **Chemosphere**, [s.l.], v. 269, 128697, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.chemosphere.2020.128697>

RIBEIRO, S.G.; TEIXEIRA, A.S.; OLIVEIRA, M.R.R.; COSTA, M.C.G.; ARAÚJO, I.C.S.; MOREIRA, L.C.J.; LOPES, F.B. Soil Organic Carbon Content Prediction Using Soil-Reflected Spectra: A Comparison of Two Regression Methods. *Soil Science Society of America Journal*, v.13, p.4752.2021 <https://doi.org/10.3390/rs13234752>

RStudio Team. RStudio: Integrated Development for R. **RStudio**, Inc., Boston, MA. Disponível em: <http://www.rstudio.com/>, acesso em 20 nov. 2022

SAHBENI, G.; SZEKELY, B. Spatial modeling of soil salinity using kriging interpolation techniques: A study case in the Great Hungarian Plain. **Eurasian Journal of Soil Science**. [s.l.], v. 11, p. 102-112, 2022. DOI: <https://doi.org/10.18393/ejss.1013432>

SAHU, B.; GHOSH, A.K. Deterministic and geostatistical models for predicting soil organic carbon in a 60 ha farm on Inceptisol in Varanasi, India. **Geoderma Regional**. [s.l.], v. 26, p. e00413, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.geodrs.2021.e00413>

VIEIRA, S.R. Geoestatística em estudos de variabilidade espacial do solo. In: NOVAIS, R. F et al. **Tópicos em Ciência do Solo**. Sociedade Brasileira de Ciência do Solo. 2000. p. 1-54.

WANG, C.; LI, X.; XUAN, K.; JIANG, Y.; JIA, R.; JI, J.; LIU, J. Interpolation of soil properties from geostatistical priors and DCT-based compressed sensing. **Ecological Indicators**. [s.l.], v. 140, p. 109013, 2022. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2022.109013>

YEOMANS, J.C.; BREMNER, J.M. A rapid and precise method for routine determination of organic carbon in soil. **Communications in soil science and plant analysis**, [s.l.], v. 19, p.1467-1476, 1988. DOI: <https://doi.org/10.1080/00103628809368027>

ZHANG, H.; ZHUANG, S.; QIAN, H.; WANG, F.; JI, H. Spatial Variability of the Topsoil Organic Carbon in the Moso Bamboo Forests of Southern China in Association with Soil Properties. **PlosOne**. [s.l.], v. 10, p. e0119175, 2015. DOI: [10.1371/journal.pone.0119175](https://doi.org/10.1371/journal.pone.0119175)

ZONTA, J.H.; BRANDÃO, Z.N.; MEDEIROS, J.C.; SANA, R.S.; SOFIATTI, V. Variabilidade espacial da fertilidade do solo em área cultivada com algodoeiro no Cerrado do Brasil. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**. Campina Grande, PB. v.18, n.6, p.595–602, 2014. <https://doi.org/10.1590/S1415-43662014000600005>