

É VIÁVEL DEMARCAR ZONAS DE CARBONO ORGÂNICO DO SOLO COM BASE EM DADOS DIGITAIS?

LUIZ GUSTAVO DE GÓES STERLE⁽¹⁾; RICARDO CANAL FILHO⁽¹⁾; EUDOCIO RAFAEL OTÁVIO DA SILVA⁽¹⁾; MARCELO CHAN FU WEI⁽¹⁾; JOSÉ PAULO MOLIN⁽¹⁾

¹Departamento de Engenharia de Biosistemas, Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz (ESALQ/USP). Av. Pádua Dias, 11, Piracicaba – SP, Brasil. gustavosterle@usp.br / (18) 9 9623-5962.

Apresentado no

Congresso Brasileiro de Agricultura de Precisão e Digital - ConBAP 2024

Ribeirão Preto, SP, 25 a 27 de novembro de 2024

RESUMO: O carbono orgânico do solo (COS) é importante para diversos serviços ecossistêmicos. Logo, é relevante compreender sua distribuição espacial e temporal para fins de agricultura, manejo e conservação. As zonas, definidas como sub-regiões de uma área, distintas entre si e com características semelhantes, e são geridas de maneira uniforme dentro de cada zona. O objetivo do trabalho foi avaliar a utilização de camadas de dados digitais como variáveis para delimitação dessas zonas com foco em teores de COS. Dados de uma microbacia hidrográfica foram obtidos a partir de mapeamento digital de solo e submetidos às análises estatísticas descritivas, correlação, geoestatística e componentes principais (PCA). Para delinear as zonas, os componentes principais (PCs) foram agrupados utilizando o método Fuzzy C-Means. O número ótimo de zonas foi obtido a partir dos índices Fuzzy Performance Index (FPI) e Normalized Classification Entropy (NCE). Quatro PCs foram necessários para explicar 80% da variabilidade do COS e, de acordo com os índices, o número ótimo de zonas correspondeu a cinco. Foi observado que a zona 1 possui os maiores teores de COS e as zonas 3 e 4, os menores, com teores médios de 13,5 g kg⁻¹ e 10,6 g kg⁻¹, respectivamente. A utilização de camadas de dados digitais como variáveis para delimitação de zonas com foco em teores de COS apresenta-se como opção para o desenvolvimento de técnicas específicas de manejo do COS apropriadas para cada zona.

PALAVRAS-CHAVE: Sensoriamento remoto, geoestatística, estatística multivariada

IS IT FEASIBLE TO DELINEATE SOIL ORGANIC CARBON ZONES BASED ON DIGITAL DATA?

ABSTRACT: Soil organic carbon (SOC) is important for various ecosystem services. Therefore, it is essential to understand its spatial and temporal distribution for agriculture, management, and conservation purposes. Zones, defined as sub-regions of an area that are distinct from each other with similar characteristics, are managed uniformly within each zone. The aim of this study was to evaluate the use of digital data layers as variables for delineating these zones, with a focus on SOC levels. Data from a watershed were obtained through digital soil mapping and subjected to descriptive statistical analysis, correlation, geostatistics, and principal component analysis (PCA). To delineate the zones, the principal components (PCs) were grouped using the Fuzzy C-Means method. The optimal number of zones was determined using the Fuzzy Performance Index (FPI) and Normalized Classification Entropy (NCE) indices. Four PCs were required to explain 80% of SOC variability, and according to the indices, the optimal number of zones was five. It was observed that zone 1 had the highest SOC levels, while zones 3 and 4 had the lowest, with average levels of 13.5 g kg⁻¹ and 10.6 g kg⁻¹, respectively. The use of digital data layers as variables for delineating zones based on SOC levels appears to be a viable option for the development of specific SOC management techniques appropriate for each zone.

KEYWORDS: Remote sensing, geostatistics, multivariate statistics

INTRODUÇÃO: O carbono orgânico do solo (COS) é importante para diversos serviços ecossistêmicos, que incluem a recuperação e manutenção da saúde e qualidade do solo, a redução dos impactos das mudanças climáticas, fertilidade do solo e produção de alimentos (WANG et al., 2013). O conteúdo de COS é influenciado por diversos fatores que variam significativamente em um contexto espaço-temporal da natureza, incluindo o clima, a vegetação, características do solo, regimes de água do solo, uso da terra, topografia e tipo de manejo (DHARUMARAJAN et al., 2021). Logo, é relevante compreender a distribuição espacial e temporal do COS para entender o impacto do manejo nos solos (BONETTI et al., 2019), e, para isto, são frequentemente usadas técnicas de interpolação a partir de amostras (REZA et al., 2019). No entanto, a coleta de amostras de campo e a análise laboratorial são onerosas e custosas, o que dificulta o monitoramento

contínuo, especialmente em grande escala (ROSSEL e MCBRATNEY, 1998; ZHAO et al. 2020), tornando-se necessário técnicas alternativas de avaliação que sejam rápidas e de baixo custo para o monitoramento do COS (GHOLIZADEH et al., 2021). Neste contexto, a modelagem empírica baseada em métodos matemáticos e estatísticos, como mapeamento digital do solo (DSM), que leva em conta fatores antropogênicos e ambientais para a previsão do COS, é uma hipótese e apresenta-se como opção mais realista do que as técnicas de interpolação geoestatística, sendo já conhecida e utilizada para predição de dados espaciais do solo (DHARUMARAJAN et al., 2021). Dessa forma, o delineamento de zonas de COS utilizando DSM não apenas impulsionará a gestão específica de carbono de forma sustentável, mas também ajudará a identificar áreas para melhores serviços ecossistêmicos, como produção de alimentos, saúde do solo, neutralidade da degradação e resiliência climática. (DARIPA et al., 2022). O objetivo do trabalho foi avaliar a utilização de camadas de dados digitais como variáveis para delineamento de zonas com foco em teores de COS.

MATERIAL E MÉTODOS: A área de estudo está localizada na transição entre os biomas Amazônia e Cerrado. O estudo considerou a área da microbacia hidrográfica do alto Juruena, no estado do Mato Grosso, totalizando 93.810 km² (Figura 1).

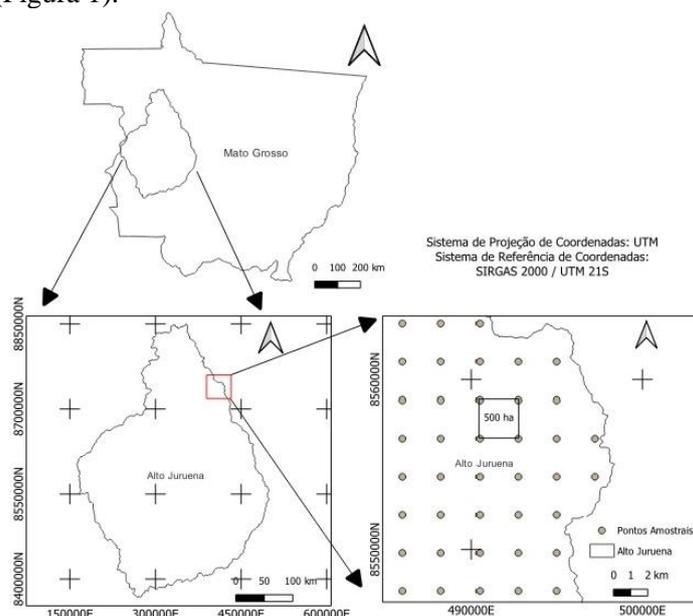


FIGURA 1. Localização da área de estudo e densidade amostral.

Dados de DSM (teores de argila, silte e areia; água disponível (AD); densidade aparente do solo (DA); Capacidade de Troca Catiônica (CTC); mapa de condutividade elétrica do solo (CE); pH em água e COS), média dos valores do Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI) de oito anos (2016-2023), elevação e dados climáticos (amplitude térmica; precipitação; temperatura mínima, média e máxima e umidade relativa) foram utilizados como variáveis nesta abordagem (Tabela 1).

TABELA 1. Camadas de informação utilizadas.

Camada	Fonte	Resolução	Referência
AD (mm cm ⁻¹)	DSM	90 m	VASQUES et al. 2021
DA (Mg m ⁻³)	DSM	90 m	VASQUES et al. 2021
Argila (g kg ⁻¹)	DSM	90 m	VASQUES et al. 2021
CTC (cmolc dm ⁻³)	DSM	90 m	VASQUES et al. 2021
CE (mS m ⁻¹)	DSM	90 m	VASQUES et al. 2021
pH	DSM	90 m	VASQUES et al. 2021
Areia (g kg ⁻¹)	DSM	90 m	VASQUES et al. 2021
Silte (g kg ⁻¹)	DSM	90 m	VASQUES et al. 2021
COS (g kg ⁻¹)	DSM	90 m	VASQUES et al. 2021
Elevação (m)	SRTM DEM	30 m	EROS, 2018
NDVI	Sentinel-2 MSI	90 m	ESA, 2024
Precipitação (mm)	NASA Power	55,66 x 69,57 km (lat x long)	NASA, 2020
Amplitude Térmica (T°C)	NASA Power	55,66 x 69,57 km (lat x long)	NASA, 2020
Temperatura Máxima (T°C)	NASA Power	55,66 x 69,57 km (lat x long)	NASA, 2020
Temperatura Média (T°C)	NASA Power	55,66 x 69,57 km (lat x long)	NASA, 2020
Temperatura Mínima (T°C)	NASA Power	55,66 x 69,57 km (lat x long)	NASA, 2020
Umidade Relativa (%)	NASA Power	55,66 x 69,57 km (lat x long)	NASA, 2020

*(lat x long): latitude x longitude

O tamanho do pixel usado foi de 500 ha, para manter a resolução espacial dos pontos utilizados para realizar a amostragem dos demais atributos analisados neste estudo (Figura 1). A média anual dos atributos climáticos para cada ponto foi calculada e submetidas à análise geoestatística e interpolação por krigagem ordinária, sendo posteriormente transformados em raster. Analisou-se a série histórica de 1981 a 2020, em uma área maior do que a bacia do alto Juruena, que totaliza 342.376 km², correspondendo a 121 pontos. A análise geoestatística foi realizada através do complemento Smart-map do QGIS (WILLAM, 2024). Para cada variável, foi feito o ajuste do semivariograma teórico e determinado o modelo (linear, esférico, exponencial e gaussiano) de melhor ajuste baseado nos parâmetros do variograma (efeito pepita, componente estrutural, patamar e alcance) e validação cruzada, selecionado pelo maior valor de coeficiente de determinação (R²) e menor valor de Raiz Do Erro Quadrático Médio (RMSE) (Tabela 2).

A correlação de Spearman avalia a intensidade e o sentido da relação monótona entre duas variáveis que estejam no mínimo numa escala ordinal. Tem em consideração as ordens atribuídas às observações, em vez dos valores originais, e pode ser aplicado tanto no caso de dados lineares como no caso de dados não lineares (SOUSA, 2019). Rumsey (2023) traz a seguinte sugestão de tamanhos de efeito para coeficientes de correlação de Spearman (rs): rs = (±1): relação linear perfeita; rs = (±0,70): relação linear forte; rs = (±0,50): relação linear moderada; rs = (±0,30): relação linear fraca; rs = 0: ausência de relação linear. A análise dos componentes principais (PCA) é uma técnica estatística multivariada que visa redução de dimensionalidade, transformando um conjunto de variáveis originais em outro conjunto de variáveis de mesma dimensão, denominadas de componentes principais (PCs). Esses PCs possuem propriedades importantes: cada PC é uma combinação linear de todas as variáveis originais, são independentes entre si e são estimados com o propósito de reter, em ordem de estimação, o máximo de informação em termos da variação total contida nos dados (HONGYU, 2015). O Fuzzy Performance Index (FPI) e o Normalized Classification Entropy (NCE) são dois índices usados para avaliar a qualidade dos agrupamentos gerados, especialmente em algoritmos como o Fuzzy C-Means (FCM). Ambos os índices ajudam a determinar o número ótimo de agrupamentos em um conjunto de dados (DARIPA et al., 2022). A variabilidade dos teores de COS (g kg⁻¹) dentro de cada zona foi realizada conforme descrito por Wilding (1985): alta variabilidade (CV > 35%); média variabilidade (CV de 15% a 35%); baixa variabilidade (CV < 15%). A análise de variância das médias de COS foi conduzida entre as diferentes zonas, aplicando o teste de Tukey a 5% de significância.

RESULTADOS E DISCUSSÃO:

TABELA 2. Parâmetros de ajuste do semivariograma teórico para interpolação

Atributo	Modelo	Max_dist (m)	lag	C0	C0 + C1	a (m)	RMSE	R ²
Amplitude Térmica	Linear com patamar	400000	55290	0,00	2,92	392031	0,92	0,89
Precipitação	Linear com patamar	400000	55290	0,00	0,30	392031	0,00	0,96
T°C Máx	Gaussiano	400000	55290	0,02	1,29	245774	0,01	0,99
T°C Média	Gaussiano	400000	55290	0,00	0,51	221634	0,00	0,99
T°C Min	Linear com patamar	400000	55290	0,00	1,52	392031	0,16	0,93
Umidade R.	Linear com patamar	400000	55290	0,00	16,30	392031	15,83	0,93

*Max_dist: Máxima distância; C0: Efeito pepita; C0 + C1: Patamar; a: Alcance; RMSE: Raiz do erro quadrático médio; R²: Coeficiente de determinação

CE (ms m-1)	1.00	-0.17	0.40	-0.57	-0.21	-0.11	0.40	0.10	-0.12	-0.25	0.37	0.52	-0.49	-0.13	0.17	0.31	0.55
AD (mm cm-1)	-0.17	1.00	-0.55	0.43	0.55	0.16	-0.83	0.81	0.65	-0.05	-0.07	0.09	-0.15	-0.13	0.08	0.11	0.11
DA (Mg m-3)	0.40	-0.55	1.00	-0.84	-0.42	-0.34	0.84	-0.29	-0.73	-0.38	0.28	0.16	-0.09	0.28	0.20	0.17	0.12
Argila (g kg-1)	-0.57	0.43	-0.84	1.00	0.40	0.38	-0.78	0.05	0.50	0.43	-0.36	-0.26	0.28	-0.19	-0.26	-0.29	-0.30
CTC (cmolc dm-3)	-0.21	0.55	-0.42	0.40	1.00	0.42	-0.54	0.34	0.41	0.23	-0.20	-0.11	0.25	-0.16	-0.25	-0.27	-0.25
pH	-0.11	0.16	-0.34	0.38	0.42	1.00	-0.25	-0.12	0.09	0.79	-0.47	-0.22	0.53	-0.57	-0.75	-0.75	-0.42
Areia (g kg-1)	0.40	-0.83	0.84	-0.78	-0.54	-0.25	1.00	-0.61	-0.74	-0.13	0.19	0.04	0.02	0.15	0.02	0.01	0.02
Silte (g kg-1)	0.10	0.81	-0.29	0.05	0.34	-0.12	-0.61	1.00	0.54	-0.38	0.19	0.30	-0.43	0.03	0.35	0.42	0.38
COS (g kg-1)	-0.12	0.65	-0.73	0.50	0.41	0.09	-0.74	0.54	1.00	0.01	0.01	0.11	-0.25	-0.18	0.08	0.16	0.22
Elevação (m)	-0.25	-0.05	-0.38	0.43	0.23	0.79	-0.13	-0.38	0.01	1.00	-0.52	-0.53	0.68	-0.61	-0.90	-0.90	-0.60
NDVI	0.37	-0.07	0.28	-0.36	-0.20	-0.47	0.19	0.19	0.01	-0.52	1.00	0.45	-0.52	0.19	0.45	0.52	0.51
Precipitação (mm)	0.52	0.09	0.16	-0.26	-0.11	-0.22	0.04	0.30	0.11	-0.53	0.45	1.00	-0.79	-0.06	0.45	0.60	0.85
Amplitude Térmica (°C)	-0.49	-0.15	-0.09	0.28	0.25	0.53	0.02	-0.43	-0.25	0.68	-0.52	-0.79	1.00	-0.03	-0.64	-0.84	-0.98
T°C Máx	-0.13	-0.13	0.28	-0.19	-0.16	-0.57	0.15	0.03	-0.18	-0.61	0.19	-0.06	-0.03	1.00	0.75	0.54	-0.07
T°C Média	0.17	0.08	0.20	-0.26	-0.25	-0.75	0.02	0.35	0.08	-0.90	0.45	0.45	-0.64	0.75	1.00	0.94	0.54
T°C Min	0.31	0.11	0.17	-0.29	-0.27	-0.75	0.01	0.42	0.16	-0.90	0.52	0.60	-0.84	0.54	0.94	1.00	0.76
Umidade R. (%)	0.55	0.11	0.12	-0.30	-0.25	-0.42	0.02	0.38	0.22	-0.60	0.51	0.85	-0.98	-0.07	0.54	0.76	1.00

FIGURA 2. Matriz de correlação de Spearman.

Os atributos que merecem destaque quanto sua correlação com COS são: AD (0,65), DA (-0,73) e areia (-0,74) (Figura 2). Estes dados corroboram com Bonetti et al. (2019), os autores destacam a importância do COS principalmente em solos arenosos, onde a matéria orgânica é responsável pela maior parte da retenção de água e nutrientes.

Quatro componentes explicam pelo menos 80% da variância. A variância explicada pelos PCs foram: PC 1: 40,0%; PC 2: 26,7%; PC 3: 12,6%; PC 4: 5,7%. Além disso o gráfico da esquerda apresenta a contribuição de cada atributo em diferentes PCs (Figura 3).

Cinco foi o número ótimo de zonas, de acordo com os índices FPI (0,48) e NCE (0,21) (Figura 3). Foi observado que a zona 1 possui os maiores teores de carbono orgânico do solo e as zonas 3 e 4, os menores, com teores médios de 13,5 g kg⁻¹ e 10,6 g kg⁻¹, respectivamente (Figura 4), os valores médios das zonas foram comparados e constam na tabela 3. O Coeficiente de Variação (CV) foi destacado como particularmente crucial para descrever a variabilidade dos atributos do solo, como o COS (REZA et al., 2021). Os valores de CV de COS encontrados foram: zona 1: CV = 11,0% - baixa variabilidade; zona 2: CV = 9,0% - baixa variabilidade; zona 3: CV = 9,5% - baixa variabilidade; zona 4: CV = 8,1% - baixa variabilidade; zona 5: 13,8% - baixa variabilidade.

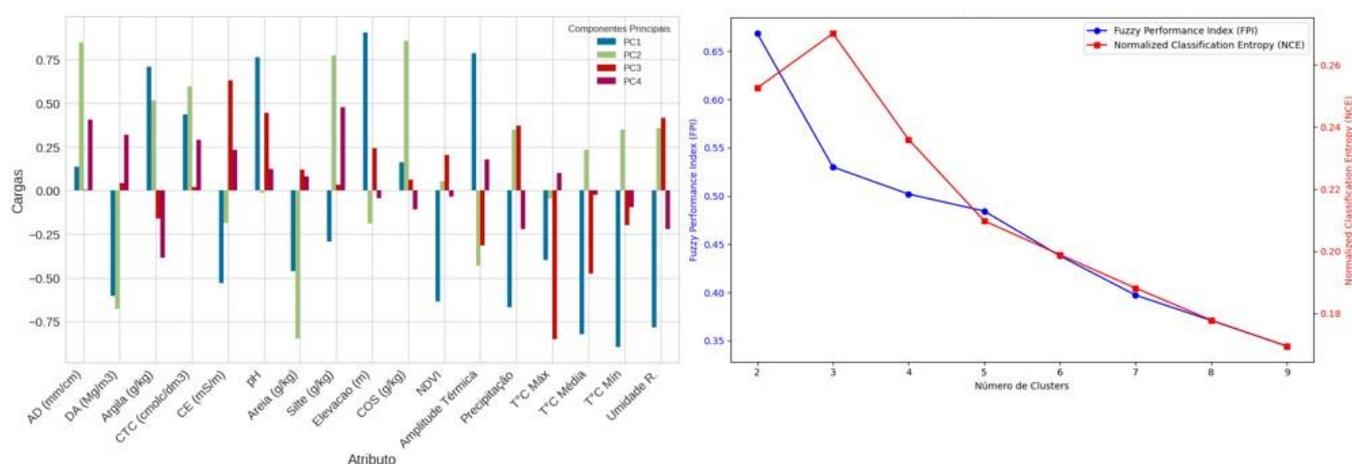


FIGURA 3. Contribuição componentes principais (PCA) e índices de número ótimo de agrupamento.

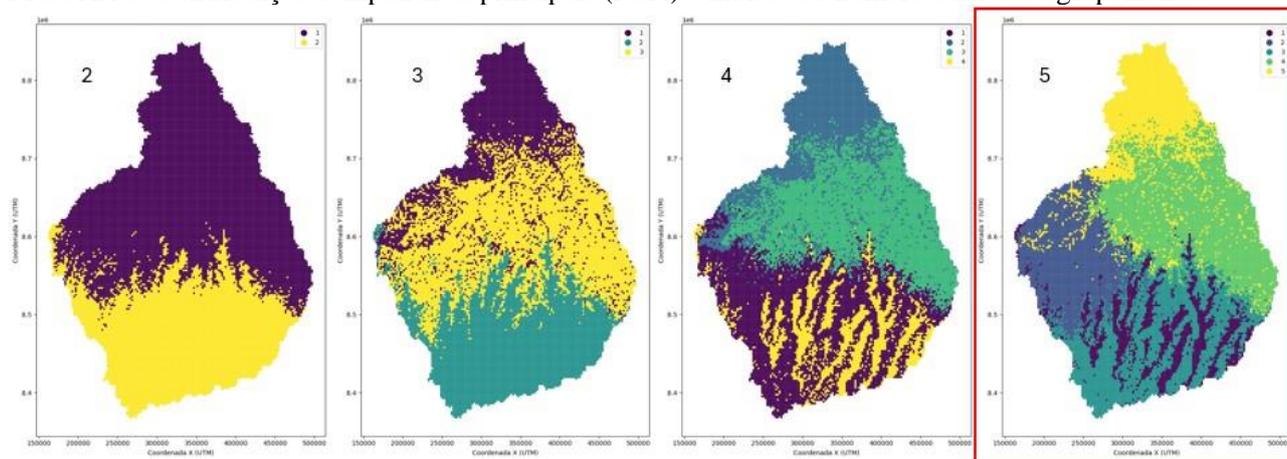


FIGURA 4. Mapa de dispersão com diferentes números de zonas. O mapa destacado em vermelho indica o número ideal de cinco zonas.

TABELA 3. Resultados do teste de comparação dos teores médios de COS entre zonas.

ZONAS	MÉDIAS (g kg ⁻¹)	RESULTADOS DO TESTE
4	10.6	A
3	10.6	A
2	11.0	B
5	13.1	C
1	13.5	D

*Médias seguidas pela mesma letra não diferem entre si pelo teste de Tukey, ao nível de significância de 5%.

CONCLUSÕES: A utilização de camadas de dados digitais como variáveis para delineamento de zonas com foco em teores de COS apresenta-se como opção para o desenvolvimento de técnicas específicas de manejo do COS apropriadas para cada zona, que podem melhorar os serviços ecossistêmicos e alcançar os objetivos de mitigação das mudanças climáticas.

REFERÊNCIAS

- BONETTI, J. A.; ANGHINONI, I.; GUBIANI, P. I.; CECAGNO, D.; MORAES, M. T. de. Impact of a long-term crop-livestock system on the physical and hydraulic properties of an Oxisol. **Soil and Tillage Research**, v. 186, p. 280-291, 2019. ISSN 0167-1987.
- DARIPA, A.; CHATTARAJ, S.; MALAV, L.; RAY, P.; SHARMA, R.; MOHEKAR, D. S.; RAMAMURTHY, V.; RAGHUVANSHI, M. S.; PATIL, N. G. Risk assessment of agricultural soils surrounding an iron ore mine: A field study from Western Ghat of Goa, India. **Soil and Sediment Contamination**, v. 32, p. 570–590, 2022.
- DHARUMARAJAN, S.; KALAISELVI, B.; SUPUTHRA, A.; LALITHA, M.; VASUNDHARA, R.; ANIL KUMAR, K. S.; NAIR, K. M.; HEGDE, R.; SINGH, S. K.; LAGACHERIE, P. Digital soil mapping of soil organic carbon stocks in Western Ghats, South India. **Geoderma Regional**, v. 25, e00387, 2021.
- ESA, EUROPEAN SPACE AGENCY. **Sentinel-2 Mission**. Disponível em: <https://sentinewiki.copernicus.eu/web/s2-mission#MSI-Instru>. Acesso em: 07 ago. 2024.
- GHOLIZADEH, A.; VISCARRA ROSSEL, R. A.; SABERIOON, M.; BORŮVKA, L.; KRATINA, J.; PAVLŮ, L. National-scale spectroscopic assessment of soil organic carbon in forests of the Czech Republic. **Geoderma**, v. 385, p. 114832, 2021.
- HONGYU, K.; SANDANIELO, V. L. M.; OLIVEIRA JUNIOR, G. J. Análise de Componentes Principais: resumo teórico, aplicação e interpretação. **E&S - Engineering and Science**, v. 5, n. 1, p. 83, 2015.
- NASA POWER. **Methodology for Meteorology**, 2020. Disponível em: <https://power.larc.nasa.gov/docs/methodology/meteorology/>. Acesso em: 15 ago. 2024.
- REZA, S. K.; KUMAR, N.; RAMACHANDRAN, S.; MUKHOPADHYAY, S.; SINGH, S. K.; DWIVEDI, B. S.; RAY, S. K. Geo-spatial analysis for horizontal and vertical variability of bulk density, particle-size distribution and soil moisture content in Tripura, northeastern India. **Arabian Journal of Geosciences**, v. 14, p. 2734, 2021.
- REZA, S. K.; RAY, P.; RAMACHANDRAN, S.; BANDYOPADHYAY, S.; MUKHOPADHYAY, S.; SAH, K. D.; NAYAK, D. C.; SINGH, S. K.; RAY, S. K. Profile distribution of soil organic carbon in major land use systems in Bishalgarh block, Tripura. **Journal of the Indian Society of Soil Science**, v. 67, p. 236–239, 2019.
- RUMSEY, D. J. What is r value correlation? **Dummies**, 6 fev. 2023. Disponível em: <https://www.dummies.com/article/academics-the-arts/math/statistics/how-to-interpret-a-correlation-coefficient-r-169792/>. Acesso em: 15 ago. 2024.
- SOUSA, Á. Coeficiente de correlação de Pearson e coeficiente de correlação de Spearman: O que medem e em que situações devem ser utilizados? **Correio dos Açores: Matemática**, p. 19, 2019.
- USGS EROS Archive - Digital Elevation - Shuttle Radar Topography Mission (SRTM) 1 Arc-Second Global. U.S. **Geological Survey**, 2018.W Disponível em: https://www.usgs.gov/centers/eros/science/usgs-eros-archive-digital-elevation-shuttle-radar-topography-mission-srtm-1?qt-science_center_objects=0#qt-science_center_objects. Acesso em: 04 ago. 2024.
- VASQUES, G. M.; COELHO, M. R.; DART, R. O.; CINTRA, L. C.; BACA, J. F. M.; MENDONÇA-SANTOS, M. L. Soil Organic Carbon Content Maps for Brazil at 0-5, 5-15, 15-30, 30-60, 60-100 and 100-200 cm Depth Intervals with 90 m Spatial Resolution. Version 2021. **Embrapa Solos**, Rio de Janeiro, Brazil, 2021.
- VISCARRA ROSSEL, R. A.; McBRATNEY, A. B. Laboratory evaluation of a proximal sensing technique for simultaneous measurement of soil clay and water content. **Geoderma**, v. 85, n. 1, p. 19-39, 1998.
- WANG, Zhi-Ping; HAN, Xing-Guo; CHANG, Scott X.; WANG, Bin; YU, Qiang; HOU, Long-Yu; LI, Ling-Hao. Soil organic and inorganic carbon contents under various land uses across a transect of continental steppes in Inner Mongolia. **CATENA**, v. 109, p. 110-117, 2013.
- WILDING, L. P. Spatial variability: its documentation, accommodation, and implication to soil surveys. In: NIELSEN, D. R.; BOUMA, J. (Eds.). **Soil spatial variability**. Wageningen: Pudoc, p. 166–194, 1985.
- WILLAM, G. **SmartMapPlugin**. GitHub, [S.l.], [s.d.]. Disponível em: <https://github.com/gustavowillam/SmartMapPlugin>. Acesso em: 08 ago. 2024.
- ZHAO, X.; ARSHAD, M.; LI, N.; ZARE, E.; TRIANTAFILIS, J. Determination of the optimal mathematical model, sample size, digital data and transect spacing to map CEC (Cation exchange capacity) in a sugarcane field. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 173, p. 105436, 2020.