

## PREDIÇÃO ESPECTRAL DA CONDUTIVIDADE ELÉTRICA DO SOLO COM ESPECTROSCOPIA VISÍVEL E INFRAVERMELHO PRÓXIMO

Francisca Evelice Cardoso de Souza<sup>1</sup>, Raul Shiso Toma<sup>2</sup>, Luisa Leticia Dias Gonçalves<sup>3</sup>

**RESUMO:** A salinização é uma das principais causas de degradação do solo no mundo, todavia, esse fenômeno ocorre com maior frequência em regiões áridas e semiáridas. Nesse contexto, este estudo tem como objetivo prever a condutividade elétrica de solos do Ceará, usando informações espectrais na faixa de 350 a 2500 nm associadas à regressão por mínimos quadrados parciais. Além disso, busca-se avaliar se o pré-processamento espectral melhora os modelos de regressão. Foram analisadas 114 amostras de solo oriundas de municípios do Ceará. As amostras foram avaliadas com método tradicional para determinar a condutividade elétrica (CE), e com método espectral na faixa do visível ao infravermelho de ondas curtas (350 – 2500 nm). Os resultados da CE foram analisados com estatística descritiva. Os dados espectrais foram submetidos a técnicas de pré-processamentos, e para a modelagem da CE os espectros brutos e processados foram usados juntamente com o algoritmo de regressão por mínimos quadrados parciais. A estatística descritiva dos solos evidenciou a presença de caráter salino e/ou sálico. O modelo preditivo com os dados transformados em absorbância obteve o melhor desempenho ( $R^2 = 0,74$  e  $RPD = 2,0$ ).

**PALAVRAS-CHAVE:** espectroscopia de reflectância; salinidade; regressão.

## SPECTRAL PREDICTION OF SOIL ELECTRICAL CONDUCTIVITY USING VISIBLE AND NEAR-INFRARED SPECTROSCOPY

**ABSTRACT:** Salinization is one of the main causes of soil degradation worldwide, but this phenomenon occurs more frequently in arid and semi-arid regions. In this context, this study aims to predict the electrical conductivity of soils in Ceará, using spectral information in the range of 350 to 2500 nm associated with partial least squares regression. In addition, we seek

<sup>1</sup> Doutoranda em Ciência do Solo, Departamento de Ciências do Solo, UFC, Rua Campus do Pici s/n Bloco 807, CEP 60440554, Fortaleza, CE. Fone (85) 987563791, e-mail: evelicesouza@gmail.com.

<sup>2</sup> Prof. Doutor, Departamento de Ciências do Solo, UFC, Fortaleza, CE.

<sup>3</sup> Estudante de Agronomia, UFC, Fortaleza, CE.

to evaluate whether spectral preprocessing improves regression models. A total of 114 soil samples from municipalities in Ceará were analyzed. The samples were evaluated using the traditional method to determine electrical conductivity (EC) and the spectral method in the visible to shortwave infrared range (350–2500 nm). The EC results were analyzed using descriptive statistics. The spectral data were subjected to pre-processing techniques, and for EC modeling, the raw and processed spectra were used together with the partial least squares regression algorithm. Descriptive statistics of the soils showed the presence of saline and/or salic character. The predictive model with the data transformed into absorbance obtained the best performance ( $R^2 = 0.74$  and RPD = 2.0).

**KEYWORDS:** reflectance spectroscopy; salinity; regression.

## INTRODUÇÃO

A salinização é uma das principais causas de degradação das terras, caracterizando-se pelo acúmulo progressivo de sais solúveis na superfície do solo (Wang et al., 2023). O excesso de sais no solo ocasiona graves impactos no desenvolvimento vegetal, comprometendo a segurança alimentar globalmente (Sun et al., 2024). A salinização é gerada tanto por processos naturais quanto por práticas antrópicas inadequadas, como o uso de água de baixa qualidade na irrigação e o manejo inadequado do solo (Muhammad et al., 2024).

O fenômeno da salinização ocorre com maior frequência em regiões áridas e semiáridas, cujas condições climáticas com uma elevada taxa de evapotranspiração associada à baixa precipitação, intensificam a concentração de sais na superfície do solo (Hailu; Mehari, 2021). Atualmente, aproximadamente 1,4 bilhão de hectares de terras em todo o mundo estão afetados por sais (FAO, 2024). No Brasil, esse fenômeno manifesta-se de forma preocupante, sobretudo em áreas irrigadas.

Tradicionalmente, a salinidade é avaliada em laboratório por meio da determinação da condutividade elétrica (CE) do solo (Barreto et al., 2023). Todavia, essa metodologia demanda o preparo específico das amostras e maior tempo de análise, além de apresentar alto custo, limitando a abrangência do mapeamento de áreas salinas. Considerando esses aspectos, são estudadas metodologias alternativas, como o sensoriamento, a fim de avaliar a salinidade e monitorar essas áreas de forma mais rápida e economicamente viável.

Nessa perspectiva, sensores remotos multiespectrais vêm sendo sucessivamente empregados para mapear e monitorar a salinidade. Entretanto, aspectos como resolução de

imagem e dossel da vegetação podem limitar a determinação remota de sais (Barreto et al., 2023). Diante disso, o emprego de sensores próximos hiperespectrais, associados à espectroscopia de reflectância, desponta como uma técnica promissora de avaliação da salinidade (Pessoa et al., 2016).

A técnica da espectroscopia de reflectância destaca-se por realizar análises rápidas, exigindo preparação mínima das amostras (Lotfollahi et al., 2023). A análise do solo com essa técnica ocorre nas faixas do visível (Vis: 350-750 nm), infravermelho próximo (NIR: 750-1100 nm), infravermelho de ondas curtas (SWIR: 1100-2500 nm) e infravermelho médio (MIR: 2500-25000 nm ou  $4000-400\text{ cm}^{-1}$ ) (Mendes et al., 2022), sendo os dados espectrais geradas nessas faixas associados a métodos estatísticos para obter modelos preditivos.

A espectroscopia tem se destacado pelo seu grande potencial na caracterização dos solos, contudo, o seu uso para identificar a salinização ainda é incipiente, especialmente em regiões áridas e semiáridas. Nesse contexto, este estudo tem como objetivo prever a condutividade elétrica de solos do Ceará, usando informações espectrais na faixa de 350 a 2500 nm associadas à regressão por mínimos quadrados parciais (PLSR). Além disso, busca-se avaliar se o pré-processamento espectral melhora os modelos de regressão.

## MATERIAL E MÉTODOS

Neste estudo foram utilizadas amostras de solo depositadas no acervo do Laboratório de Análises de Solos, Águas, Tecidos e Adubos, que fica localizado no Departamento de Ciência do Solo da Universidade Federal do Ceará (UFC). Os solos avaliados eram provenientes de 13 municípios do Ceará localizados nas mesorregiões Noroeste Cearense, Norte Cearense e Metropolitana de Fortaleza, e integram os dados do Levantamento de reconhecimento de média intensidade dos solos do Estado do Ceará, publicado em 2024.

Foram analisadas 114 amostras de solos, que compõem 24 perfis pedológicos classificados em 9 ordens de solos. As análises com a metodologia tradicional (química úmida) e espectral foram realizadas em amostras de terra fina seca ao ar (TFSA). Para tanto, os solos foram dispostos na sombra e ao ar para secagem, em seguida foram moídos e tamisados em peneira com malha de abertura de 2 mm.

Na análise pelo método tradicional, a condutividade elétrica (CE) do solo foi avaliada de acordo com o Manual de Métodos de Análise de Solo da Embrapa (Teixeira et al., 2017). Para as análises espectrais, as amostras de TFSA foram submetidas ao processo de secagem em

estufa com circulação forçada de ar em temperatura de 45 °C durante 24 horas, a fim de homogeneizar os efeitos da umidade do solo (Epiphany et al. 1992).

Os dados espectrais de reflectância foram obtidos com o auxílio de uma sonda de contato (*Hi-Brite Contact Probe*) e do espectrorradiômetro FieldSpec Pro FR 3 (Analytical Spectral Devices, Boulder, Colorado, USA). Esse instrumento realiza leituras na faixa do visível ao infravermelho de ondas curtas (350 – 2500 nm) e possui resolução espectral de 3 nm e 10 nm reamostrados para 1 nm, o que confere 2151 feições.

Para a leitura dos dados espectrais na faixa Vis-NIR-SWIR, o sensor do equipamento foi calibrado a cada 20 minutos. A calibração é realizada por meio da leitura de uma placa branca (Spectralon), que é considerada como padrão de referência de 100% de reflectância. Na superfície de cada amostra foram executadas três leituras espectrais, tendo em vista efetuar a total varredura da amostra e obter uma boa representatividade.

Os dados espectrais brutos foram submetidos aos pré-processamentos de suavização Savitzky-Golay e conversão dos valores para absorbância, visando suprimir ruídos e informações irrelevantes e melhorar a qualidade dos dados espectrais para os processos de modelagem subsequentes. O pré-processamento dos dados espectrais e as análises estatísticas foram realizadas no software R (R Core Team, 2024).

Análises de estatística descritiva foram aplicadas ao resultado da condutividade elétrica. Foi avaliada, ainda, a normalidade dos dados com o teste de hipótese de normalidade - Kolmogorov-Smirnov a 5%. Diante da não normalidade dos dados, a transformação logaritmo de base 10 foi aplicada para obter valores normalmente distribuídos e melhorar o desempenho dos modelos.

Para obter os modelos preditivos os dados foram separados em 75% das amostras para calibração e 25% para teste do modelo com dados inéditos. Para tanto, uma seleção aleatória foi realizada com base nos perfis de solo, a fim de abranger todos os perfis e evitar a ocorrência de vieses. Na fase de calibração foi feita a validação cruzada *k-fold* 10 vezes. A modelagem da CE foi realizada com o algoritmo de regressão por mínimos quadrados parciais (PLSR) associado aos espectros brutos de reflectância e aos espectros pré-processados.

A avaliação do desempenho dos modelos preditivos foi feita com base nas métricas de coeficiente de determinação (Equação 1), raiz do erro quadrático médio (Equação 2) e razão da performance do desvio (Equação 3). Antes de computar essas métricas, os valores de CE foram retransformados para suas unidades originais.

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y} - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y - \bar{y})^2} \quad (1)$$

Em que,  $R^2$  = coeficiente de determinação;  $\hat{Y}$  = valor predito;  $\bar{Y}$  = média dos valores observados;  $Y$  = valor observado;  $n$  = número de amostras.

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^{n-m} \frac{(y_i' - y_i)^2}{n - m}} \quad (2)$$

Em que,  $RMSE$  = raiz do erro quadrático médio;  $n$  = número de amostras;  $m$  = número de amostras usadas para predição;  $y_i' - y_i$  = valores preditos e observados, respectivamente.

$$RPD = \frac{\sigma_{Y_0}}{RMSE} \quad (3)$$

Em que,  $RPD$  = razão da performance do desvio;  $\sigma$  = desvio padrão para os valores observados.

O desempenho dos modelos foi dividido em classes mediante os valores obtidos nas métricas. Para os resultados de  $R^2$ , Terra et al. (2015) sugerem as seguinte classes:  $R^2 > 0,75$  - modelos bem ajustados para prever com precisão os atributos do solo;  $0,50 \leq R^2 \leq 0,75$  - modelos justos, mas que podem ser melhorados; e  $R^2 < 0,50$  - modelos não confiáveis e sem capacidade de predição. Com base nos valores de  $RPD$ , é sugerido por Sun et al. (2024) as classes de:  $RPD > 2$  - modelos excelentes;  $1,4 \leq RPD < 2$  - modelos com desempenho moderado;  $RPD < 1,4$  - modelos sem capacidade de predição.

## RESULTADOS E DISCUSSÃO

A análise de estatística descritiva (Tabela 1) revelou que a condutividade elétrica média das amostras de solo foi de 0,65 dS/m, sendo considerada baixa. No entanto, o desvio padrão (1,68 dS/m) foi alto em relação à média, e o valor máximo de CE observado (10,15 dS/m) indica que alguns dos solos avaliados apresentaram caráter salino e/ou sálico, que são condições potencialmente prejudiciais à qualidade do solo e a produtividade agrícola (Santos et al., 2018).

**Tabela 1.** Estatística descritiva para os valores de condutividade elétrica (dS/m) do solo.

Média	Mediana	Mínimo	Máximo	Q1 <sup>(1)</sup>	Q3 <sup>(2)</sup>	SD <sup>(3)</sup>	p-valor <sup>(4)</sup>
0,65	0,14	0,01	10,15	0,08	0,28	1,68	7,34E-20

(1) Quartil 1 (Q1); (2) Quartil 2 (Q2); (3) Desvio padrão (SD); (4) p-valor do teste de normalidade Kolmogorov-Smirnov.

O teste de normalidade de Kolmogorov-Smirnov indicou que os dados de CE não seguem uma distribuição normal, comportamento o qual é bastante comum em atributos pedológicos (Bellon-Maurel et al., 2010). O elevado desvio padrão e a não normalidade dos dados refletem a heterogeneidade dos solos estudados, que apresentam características contrastantes. Esses resultados sugerem que modelos preditivos para CE devem levar em conta abordagens robustas voltadas a dados heterogêneos.

A modelagem de CE com dados espectrais (Tabela 2) revelou, com base nos valores das métricas obtidas na validação com dados inéditos, que todos os modelos desenvolvidos apresentaram confiabilidade e desempenho moderado, exibindo  $R^2 \geq 0,50$ . Apesar disso, ajustes são necessários para melhorar a precisão da predição.

**Tabela 2.** Resultado da calibração e teste do modelo PLSR para estimativa da condutividade elétrica (dS/m) do solo na faixa espectral 350 – 2500 nm.

Tratamento - dados espectrais <sup>2</sup>	N°C <sup>(3)</sup>	R <sup>2</sup> cal. <sup>(4)</sup>	RMSE <sup>(5)</sup>	R <sup>2</sup> val. <sup>(6)</sup>	RMSE	RPD <sup>(7)</sup>	DP <sup>(8)</sup>
Bruto	13	0,52	1,31	0,60	0,29	1,60	0,46
Abs <sup>(1)</sup>	12	0,59	1,21	0,74	0,23	2,00	0,46
SG <sup>(2)</sup>	13	0,48	1,36	0,58	0,29	1,57	0,46

(1) Absorbância (Abs); (2) Suavização Savitzky-Golay (SG); (3) Número de componentes do modelo (N° C); (4) Coeficiente de determinação de calibração (R<sup>2</sup> cal.); (5) Raiz do erro quadrático médio (RMSE); (6) Coeficiente de determinação de validação (R<sup>2</sup> val.); (7) Razão da performance do desvio (RPD); (8) Desvio padrão (DP).

Dentre os modelos desenvolvidos, a melhor performance ocorreu para a regressão PLSR aplicada aos dados espectrais transformados em absorbância, cujas métricas se aproximaram dos valores classificados como de acurácia excelente. Em contraste, o pré-processamento com o filtro SG resultou no menor desempenho, com as métricas de R<sup>2</sup> e RPD próximas ao limite mínimo de confiabilidade para modelos preditivos.

A conversão dos dados espectrais para absorbância destacou-se como a técnica de pré-processamento mais eficiente para aprimorar a predição CE, evidenciando que nem todos os métodos de pré-processamento produzem o mesmo efeito sobre o desempenho dos modelos. Esse resultado corrobora trabalhos anteriores que demonstram que o processamento espectral

pode ressaltar de modo eficiente pequenas diferenças nos dados, aumentando a sensibilidade da regressão às variações na salinidade do solo (Sun et al., 2024).

Os modelos obtidos apresentaram desempenho superior ao relatado por Lotfollahi et al. (2023) para a predição espectral da salinidade do solo na região do visível ao infravermelho próximo, porém, foi inferior ao resultado reportado por Sun et al. (2024). O menor desempenho preditivo da CE pode estar relacionado à ausência de assinaturas específicas desse atributo, de modo que a maior precisão é obtida para atributos com características espectrais ativas ou quando há alta concentração do elemento no solo e quando ocorre elevada correlação com elementos espectralmente ativos (Ng et al., 2022).

## **CONCLUSÕES**

O emprego do algoritmo de regressão por mínimos quadrados parciais em associação com dados espectrais na faixa de 350-2500 nm possibilitou gerar modelos de predição da CE do solo com confiabilidade. A transformação dos dados de reflectância para absorbância foi uma estratégia eficiente para melhoria da precisão dos modelos de predição.

Os resultados obtidos reforçam o potencial da espectroscopia de reflectância como método promissor para avaliar a salinidade em larga escala e como técnica alternativa as análises convencionais. Contudo, destaca-se que estudos mais amplos abordando essa técnica são necessários, a fim de cada vez mais melhorar a acurácia da predição espectral.

## **AGRADECIMENTOS**

Agradecemos ao INCT em Agricultura Sustentável no Semiárido Tropical-INCTAGriS (CNPq/Funcap/Capes) pelo apoio e a Fundação Cearense de Apoio ao Desenvolvimento Científico e Tecnológico (FUNCAPE) pelas bolsas de estudo. O primeiro autor também gostaria de agradecer à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pela bolsa de estudos.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- BARRETO, A. C.; FERREIRA NETO, M.; OLIVEIRA, R. P. de; MOREIRA, L. C. J.; MEDEIROS, J. F. de; SÁ, F. V. da S. Comparative analysis of spectral indexes for soil salinity mapping in irrigated areas in a semi-arid region, Brazil. **Journal of Arid Environments**, v. 209, p. 104888, 2023. DOI: 10.1016/j.jaridenv.2022.104888.
- BELLON-MAUREL, V.; FERNANDEZ-AHUMADA, E.; PALAGOS, B.; ROGER, J. M.; MCBRATNEY, A. Critical review of chemometric indicators commonly used for assessing the quality of the prediction of soil attributes by NIR spectroscopy. **TrAC - Trends in Analytical Chemistry**, v. 29, p. 1073–1081, 2010. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.trac.2010.05.006>.
- EIPHANIO, J. C. N.; FORMAGGIO, A. R.; VALERIANO, M. M.; OLIVEIRA, J. B. **Comportamento espectral de solos do Estado de São Paulo**. São José dos Campos: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 1992.
- FAO, Food and Agriculture Organization of the United Nations. **Global status of salt-affected soils**. Rome: FAO, 2024. DOI 10.4060/cd3044en. Disponível em: <https://openknowledge.fao.org/handle/20.500.14283/cd3044en>. Acesso em: 15 mar. 2025.
- HAILU, B.; MEHARI, H. Impacts of Soil Salinity/Sodicity on Soil-Water Relations and Plant Growth in Dry Land Areas: A Review. **Journal of Natural Sciences Research**, v. 12, p. 1–10, 2021. DOI: 10.7176/JNSR/12-3-01.
- LOTFOLLAHI, L.; DELAVAR, M. A.; BISWAS, A.; FATEHI, S.; SCHOLTEN, T. Spectral prediction of soil salinity and alkalinity indicators using visible, near-, and mid-infrared spectroscopy. **Journal of Environmental Management**, v. 345, p. 118854, 2023. DOI: 10.1016/j.jenvman.2023.118854.
- MENDES, W. de S.; DEMATTÊ, J. A. M.; ROSIN, N. A.; TERRA, F. da S.; POPPIEL, R. R.; URBINA-SALAZAR, D. F.; BOECHAT, C. L.; SILVA, E. B.; CURTI, N.; SILVA, S. H. G.; SANTOS, U. J. dos; VALLADARES, G. S. The Brazilian soil Mid-infrared Spectral Library: The Power of the Fundamental Range. **Geoderma**, v. 415, 2022. DOI: 10.1016/j.geoderma.2022.115776.
- MUHAMMAD, M.; WAHEED, A.; WAHAB, A.; MAJEED, M.; NAZIM, M.; LIU, Y.H.; LI, L.; LI, W.Ju. Soil salinity and drought tolerance: An evaluation of plant growth, productivity, microbial diversity, and amelioration strategies. **Plant Stress**, v. 11, p. 100319, 2024. DOI: 10.1016/j.stress.2023.100319.

NG, W.; MINASNY, B.; JEON, S. H.; MCBRATNEY, A. Mid-infrared spectroscopy for accurate measurement of an extensive set of soil properties for assessing soil functions. **Soil Security**, vol. 6, p. 100043, mar., 2022. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.soisec.2022.100043>.

PESSOA, L. G. M.; FREIRE, M. B. G. dos S.; WILCOX, B. P.; GREEN, C. H. M.; DE ARAÚJO, R. J. T.; DE ARAÚJO FILHO, J. C. Spectral reflectance characteristics of soils in northeastern Brazil as influenced by salinity levels. **Environmental Monitoring and Assessment**, v. 188, p. 616, 2016. DOI: 10.1007/s10661-016-5631-6.

R CORE TEAM. R: A **Language and Environment for Statistical Computing**. Vienna, Austria, 2024. Disponível em: <https://www.r-project.org/>.

SANTOS, H. G. et al. **Sistema brasileiro de classificação de solos**. 5ª ed. Brasília: Embrapa, 2018.

SUN, M.; LIU, H.; LI, P.; GONG, P.; YU, X.; YE, F.; GUO, Y.; WU, Z. Effects of salt content and particle size on spectral reflectance and model accuracy: Estimating soil salt content in arid, saline-alkali lands. **Microchemical Journal**, v. 207, p. 111666, 2024. DOI: 10.1016/j.microc.2024.111666.

TEIXEIRA, P. C.; DONAGEMMA, G. K.; FONTANA, A.; TEIXEIRA, W. G. **Manual de métodos de análise de solo**. 3 ed. Brasília: Embrapa, 2017.

WANG, J.; ZHEN, J.; HU, W.; CHEN, S.; LIZAGA, I.; ZERAATPISHEH, M.; YANG, X. Remote sensing of soil degradation: Progress and perspective. **International Soil and Water Conservation Research**, v. 11, p. 429–454, 2023. DOI: 10.1016/j.iswcr.2023.03.002.