

Predição espacial do teor de matéria orgânica e argila do solo em vinhedos por espectroscopia Vis-NIR-SWIR

Spatial prediction of soil organic matter and clay content in vineyards by Vis-NIR-SWIR spectroscopy

Daniely Vaz da Silva-Sangoi¹, Jean Michel Moura-Bueno², Ricardo Simão Diniz Dalmolin³, Luciano Gebler⁴

¹ Doutorando, Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria (RS), Brasil, danyvaz25@gmail.com

² Professor, Universidade de Cruz Alta, Cruz Alta (RS), Brasil, bueno.jean1@gmail.com

³ Professor, Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria (RS), Brasil, dalmolin@ufsm.br

⁴ Pesquisador, Embrapa Uva e Vinho, Vacaria (RS), Brasil, luciano.gebler@embrapa.br

RESUMO


Os teores de argila e de matéria orgânica do solo (MOS) são propriedades importantes que determinam a qualidade dele. Conhecer esses teores no solo está relacionado a uma série de processos de interesse agrícola e ambiental. Por isso, mapear detalhadamente essas propriedades em vinhedos é o ideal, porém pode demandar custos elevados com as amostragens e análises de solos. A análise de espectroscopia do solo (Vis-NIR-SWIR – 350-2.500 nm) aliada a análises laboratoriais convencionais pode ser uma estratégia para a redução desses custos, pois ela tem grande potencial na avaliação do teor de argila e MOS para uso na vitivinicultura de precisão. Assim, o objetivo deste estudo foi avaliar o potencial de modelos de espectroscopia Vis-NIR-SWIR para predição espacial do teor de argila e MOS de solos em área de vitivinicultura. Isso foi realizado considerando um conjunto de dados de solo de uma pequena área vitivinícola de 3 ha no município de Muitos Capões, região sul do Brasil. Amostras de solo foram coletadas em 74 locais em duas profundidades (0,00-0,20 m e 0,20-0,40 m), totalizando 148 amostras de solo. Nas amostras de solo foram realizadas a determinação do teor de argila e MOS e também leituras em espectroradiômetro na faixa Vis-NIR-SWIR. Os dados espectrais foram submetidos a três técnicas de pré-processamento (suavização – SMO, Savitzky-Golay com primeira derivada – SGD e Binning – BIN). Posteriormente, esses dados foram usados para treinar modelos espectrais. Na etapa de calibração, três aprendizados de máquina foram testados: cubista – CUB, floresta aleatória – RF e regressão por mínimos quadrados parciais – PLSR. A partir dos teores de argila e MOS determinados em laboratório (MOS pelo método de combustão por via úmida) e valores preditos pelos modelos de espectroscopia Vis-NIR-SWIR, foram gerados mapas da variação espacial desses atributos. Dentre os modelos de espectroscopia Vis-NIR-SWIR, o modelo RF com SGD apresentou o melhor desempenho por validação cruzada (cv) para argila, com $R^2_{cv} = 0,95$ e $RMSE_{cv} = 1,06\%$, e o PLSR com SGD para MOS com $R^2_{cv} = 0,98$ e $RMSE_{cv} = 0,07\%$. Os dados preditos pela espectroscopia Vis-NIR-SWIR preservaram a estrutura espacial dos dados obtidos pelos métodos convencionais. A modelagem de espectroscopia Vis-NIR-SWIR foi mais eficiente na predição da MOS, enquanto a interpolação espacial foi mais eficaz na predição da argila. Dados preditos por espectroscopia Vis-NIR-SWIR com menor acurácia aumentaram os erros das predições espaciais. A técnica de espectroscopia Vis-NIR-SWIR mostrou ter potencial para gerar mapas detalhados do teor argila e MOS para o uso na vitivinicultura de precisão.

Palavras-chave: espectroscopia Vis-NIR-SWIR; krigagem; teor de argila; matéria orgânica do solo; vitivinicultura de precisão.

ABSTRACT

Soil organic matter (SOM) and clay contents are important properties that determine soil quality. Knowing their contents in the soil is related to a series of processes of agricultural and environmental interest. Thus, mapping these properties in vineyards in detail is ideal but it can have high costs for sampling and soil analysis. An analysis

<https://doi.org/10.4322/978-65-86819-38-0.1000090>

 Este é um capítulo publicado em acesso aberto (Open Access) sob a licença Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives, que permite uso, distribuição e reprodução em qualquer meio, sem restrições desde que sem fins comerciais, sem alterações e que o trabalho original seja corretamente citado.

spectrum analysis (Vis-NIR-SWIR - 350-2500 nm) combined as an experimental method of choice can be a strategy to reduce these costs, as it has great potential to estimate clay and SOM content for precision viticulture. Thus, the objective of this study was to evaluate the potential of Vis-NIR-SWIR spectroscopy models for spatial prediction of clay and SOM content of soils in a wine-growing area. This was carried out considering a soil dataset of a small winegrowing area of 3 ha in the municipality of Meus Capões, in the southern region of Brazil. Soil samples were collected at 74 sites at two depths (0,00-0,20 m e 0,20-0,40 m) depth, totaling 148 soil samples. In the soil samples, the determination of clay and MOS content and spectroradiometer readings in the Vis-NIR-SWIR range were performed. Spectral data were subjected to three preprocessing techniques (smoothing - SMO; Savitzky-Golay with first derivative - SGD; Binning - BIN). Subsequently, these data were used to train spectral models. In the calibration stage, three machine learnings were tested: Cubist-CUB; Random Forest-RF; and Partial Least Squares Regression-PLSR. From the clay and MOS data determined in the laboratory (traditional wet chemistry) and predicted by the Vis-NIR-SWIR spectroscopy models, spatial prediction maps of these attributes were generated. Among the Vis-NIR-SWIR spectroscopy models, the RF + SGD model showed the best cross-validation performance for clay, with $R^2_{cv} = 0.95$ and $RMSE_{cv} = 1.06\%$, and the PLSR + SGD for SOM, with $R^2_{cv} = 0.98$ and $RMSE_{cv} = 0.07\%$. Data predicted by Vis-NIR-SWIR spectroscopy preserved the spatial structure of data obtained by traditional wet chemical analysis. Vis-NIR-SWIR spectroscopy modeling was more efficient in predicting SOM, while spatial interpolation was more efficient in predicting clay. Data predicted by Vis-NIR-SWIR spectroscopy with lower accuracy increased the errors of spatial predictions. The Vis-NIR-SWIR spectroscopy technique was shown to have the potential to generate detailed maps of clay and SOM content for precision viticulture.

Keywords: Vis-NIR-SWIR spectroscopy; kriging; clay content; soil organic matter; precision viticulture.

1 INTRODUÇÃO

A demanda por informações de solo tem crescido constantemente nos últimos anos, em especial sobre teores de argila e matéria orgânica do solo (MOS), por serem importantes nas questões ambientais em diferentes escalas, por serem parâmetros fundamentais de qualidade do solo (Global Soil Partnership, 2017) e de limitações para o uso agrícola dele (Mouazen; Al-Asadi, 2018). Na vitivinicultura, muitas características do mosto, como pH, acidez total e teor de açúcar, e do vinho, como teor alcoólico, acidez e cor, estão diretamente relacionadas às características do solo como MOS e teor de argila (Filippini et al., 2017). A produtividade e a qualidade do mosto são influenciadas pela adubação nitrogenada e fosfatada (Brunetto et al., 2019), cuja recomendação depende dos teores de argila e MOS. Técnicas de vitivinicultura de precisão (VP) (Matese; Di Gennaro, 2015) têm cada vez mais buscado representar espacialmente os teores dessas propriedades para direcionar esforço e capital e obter a máxima produtividade vitícola conforme a capacidade de sustentação do solo.

Assim, medidas ou estimativas confiáveis dos teores de argila e MOS são fundamentais para um manejo adequado do solo e na qualidade de cultivos nos vinhedos. Entretanto, o mapeamento de propriedades do solo, pode ser oneroso, uma vez que, as análises laboratoriais convencionais são caras e demoradas, utilizando processos de extração por reagentes químicos e quantificação que levam várias horas, retardando a disponibilidade da informação. Como consequência, a densidade amostral em VP normalmente acaba sendo limitada pelos custos das análises labo-

toriais (Gruijter et al., 2006), afetando diretamente a qualidade do mapa final.

Adquirir informações suficientes para explicar a variabilidade do solo na paisagem sem aumentar o número de análises laboratoriais tradicionais ainda é um desafio. Alternativamente, a predição dessas propriedades pela técnica de espectroscopia na região do espectro eletromagnético do visível (Vis - 350-700 nm), infravermelho próximo (NIR - 700-1.100 nm) e infravermelho de ondas curtas (SWIR - 1.100-2.500 nm) pode ser uma solução mais rápida, com preparação de amostra mais fácil e sem extratores químicos (Wijewardane et al., 2016). A predição de propriedades do solo feita por espectroscopia Vis-NIR-SWIR é uma ferramenta com potencial que, juntamente com técnicas de predição espacial, fornece a base para o mapeamento em escala de campo de alta resolução (Lazaar et al., 2020) e pode ser uma excelente alternativa para uso na VP.

No Brasil ainda existe uma lacuna sobre a aplicabilidade de dados preditos via espectroscopia Vis-NIR-SWIR para a predição espacial por métodos geostatísticos. Assim, o objetivo deste estudo foi avaliar o potencial de modelos de espectroscopia Vis-NIR-SWIR para predição espacial do teor de argila e MOS de solos em área de vitivinicultura, avaliando seu potencial para uso dos dados em situação em que não há dados laboratoriais disponíveis.

2 MATERIAL E MÉTODOS

O estudo foi realizado no município de Muitos Capões, localizado na região nordeste do estado do

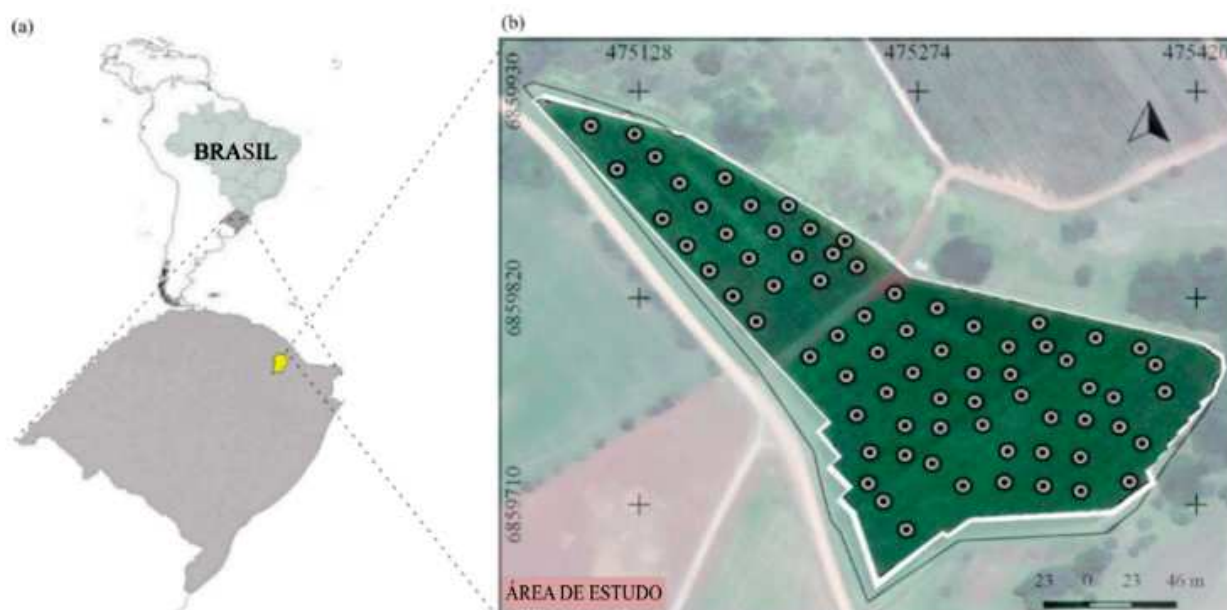


Figura 1. Localização da área de estudo no município de Muitos Capões, Rio Grande do Sul, Brasil, com identificação dos 74 pontos de coleta de solo.

Rio Grande do Sul (RS), Brasil, em uma área de 3 ha, cultivada com vinhedos de três cultivares, Pinot Chardonnay e Cabernet Sauvignon (Figura 1a). A altitude média da área é 850 m e o relevo é suave ondulado. O clima é subtropical úmido (Cfb) sem período de estiagem definido (Alvares et al., 2013). A classe de solo predominante na área é Latossolo Vermelho distroférrico típico, derivados de rochas vulcânicas extrusivas ácidas.

A amostragem do solo foi realizada de forma sistemática por meio de uma grade amostral regular de 20 m x 20 m, obtendo-se 74 locais para amostragem (Figura 1b). Nesses pontos foram coletadas amostras deformadas de solo em duas profundidades (camada 1 = 0,00-0,20 m, camada 2 = 0,20-0,40 m). Essa estratificação vertical da amostragem de solo está de acordo com as recomendações para pomares de frutíferas no Brasil (Natale et al., 2020). Além disso, a variação nas propriedades físicas e químicas do solo tem efeito na produtividade da videira e qualidade do mosto (Bramley et al., 2011). Portanto, avaliar a variação vertical na paisagem dessas propriedades do solo é um dos princípios da VP (Matese; Di Gennaro, 2015).

Nas amostras de solos, após secas e moídas (2 mm), foram determinados os teores de carbono orgânico do solo (COS) e realizada a análise granulométrica. Para o COS realizou-se a extração por combustão úmida com solução sulfocrômica ($K_2Cr_2O_7 + H_2SO_4$), na presença de aquecimento externo e determinação por titulação com $Fe(NH_4)_2(SO_4)_2 \cdot 6H_2O$ (Yeomans; Bremner, 1988). O teor de COS foi transformado para

MOS por multiplicação pelo fator 1,724 (fator de Van Bemmelen) (van Bemmelen, 1890). A análise granulométrica foi realizada pelo método da pipeta, de acordo com metodologia preconizada pela Embrapa (Donagemma et al., 2017).

A refletância espectral de amostras de solo (secas em estufa a 45° C e peneiradas a 2 mm) foi obtida com o uso do espectroradiômetro FieldSpec 3, no intervalo de 350 a 2.500 nm com resolução espectral de 1 nm e 3 nm. Para realização da leitura foram utilizados aproximadamente 15 cm³ de solo acondicionados em placa de petri. O equipamento de leitura foi conectado a um probe de contato que gera energia eletromagnética e minimiza interferências externas. Uma placa branca Spectralon (*barium sulfate plate*) foi utilizada como padrão de referência de 100% de refletância para a calibração a cada 20 minutos de uso do espectrorradiômetro. Cinco medições independentes, com rotação de 72° cada, foram realizadas, para garantir total representação da área de superfície examinada. O espectro final foi calculado com um valor médio das cinco varreduras de espectro.

Foram aplicadas três técnicas de pré-processamento nas curvas de reflectância brutas (RAW): suavização (SMO), usando uma janela móvel de 9 nm; (SGD) 1ª derivada de Savitzky-Golay, usando polinômio de primeira ordem, com janela de busca de 11 nm (Savitzky; Golay, 1964); e Binning (BIN). Essas técnicas foram aplicadas com objetivo de remover a variabilidade física devido à dispersão da luz e enfatizar as características de interesse ao longo do espectro (Rinnan et al.,

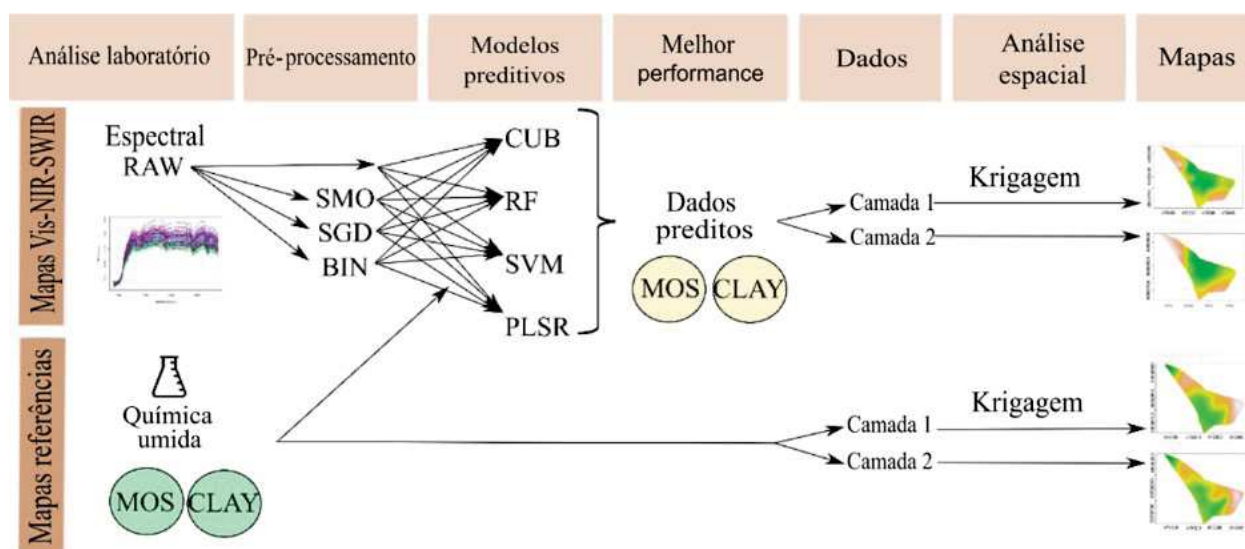


Figura 2. Fluxograma da metodologia. Dados analíticos de matéria orgânica do solo (MOS) e teor de argila (Clay) foram acoplados com dados espectrais brutos (RAW) e pré-processados por suavização (SMO); 1a derivada Savitzky-Golay (SGD); Binning (BIN) para calibrar modelos preditivos: cubist (CUB); floresta aleatória (RF); e regressão por mínimos quadrados parciais (PLSR). Os dados previstos e os dados de referência foram usados para produzir os mapas.

2009). Os pré-processamentos foram realizados utilizando o pacote *Prospectr* (Stevens; Ramirez-Lopez, 2020) no software R (R Core Team, 2020).

Modelos espectrais foram calibrados utilizando três técnicas de aprendizado de máquina: cubista (CUB), floresta aleatória (RF) e regressão por mínimos quadrados parciais (PLSR). Esses modelos foram calibrados usando os valores de MOS e argila como variáveis de resposta para cada dado de espectro bruto e pré-processado (RAW, SMO, SGD e BIN) como covariáveis. Isso resultou em 12 modelos ajustados para cada variável, conforme apresentado no fluxograma da metodologia (Figura 2).

Os valores de MOS e argila determinados pela análise de combustão via úmida e da pipeta, como aqueles preditos pelos modelos espectrais Vis-NIR-SWIR, foram utilizados para análise da variância espacial, considerando as camadas 1 e 2 separadamente. Essa etapa foi realizada para avaliar se os dados preditos por Vis-NIR-SWIR preservam a estrutura de correlação espacial dos dados de referência (métodos convencionais).

Para isso, um modelo teórico foi ajustado a cada semivariograma experimental considerando os parâmetros iniciais: alcance (*range*), variância explicada (*spill*) e efeito pepita (*nugget*). Posteriormente, os parâmetros foram estimados por meio do algoritmo da máxima verossimilhança restrita (REML) (Marchant; Lark, 2017). Os modelos ajustados foram usados para prever as variáveis pelo método de krigagem ordinária (Webster; Oliver, 2007). Todas as etapas foram realizadas no ambiente R (R Core Team, 2020), utilizando o pacote “*Georob*” (Papritz; Schwierz, 2013)

Foram obtidos dois mapas de MOS e argila para cada camada: (i) mapas obtidos pelos teores quantificados pelos métodos convencionais, denominados de mapas de referência; e (ii) mapas obtidos pelos dados preditos por modelagem espectral Vis-NIR-SWIR, denominados mapas Vis-NIR-SWIR.

3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

O teor de argila nas amostras das duas camadas variou entre 53,90% e 73,20%, com média de 66,95%. A camada 1 apresentou teor de argila médio de 65,09% (sd = 3,56%) e amplitude de 18%, enquanto na camada 2 a média foi 68,81% (sd = 2,56%) e a amplitude, de 10%. O teor de MOS variou entre 3,12% e 5,71%, com média de 4,33% e sd de 0,46% nas amostras das duas camadas. Já para as camadas separadas, a amplitude de MOS foi sutilmente maior na camada 1, variando entre 3,78% e 5,71% (sd = 0,38%), enquanto na camada 2 os valores mínimos e máximos foram 3,12% e 4,83%, respectivamente (sd = 0,32%), ambas camadas com amplitude de 2%. Os valores médios de argila e MOS obtidos pelos modelos de espectroscopia Vis-NIR-SWIR foram próximos aos valores obtidos pelos métodos de referência de laboratório para ambas as camadas avaliadas. Em geral, observa-se diferença na amplitude do teor de argila dos valores preditos por Vis-NIR-SWIR comparado aos obtidos pelo método de referência de laboratório. Na camada 1, a amplitude passou de 17,7% para 10,4% e, na camada 2, de 10,4% para 13,9%, sendo observado subestimação na camada 1 e superestimação na camada 2.

O melhor desempenho nas predições do teor de argila foi alcançado pelo modelo RF com SGD, $R^2 = 0,95$; RMSE = 1,06% e RPIQ = 4,00. Já para o teor de MOS, as predições mais acuradas foram alcançadas pelo modelo PLSR com SGD, apresentando $R^2 = 0,98$; RMSE = 0,07% e RPIQ = 10,73. Quanto aos pré-processamentos, os modelos calibrados com espectros processados por SGD apresentaram a maior acurácia nas predições de MOS e argila (Tabela 1). Para a predição espacial, o modelo com melhor ajuste do semivariograma foi o exponencial para ambas propriedades do solo (Figuras 3 e 3). Para os dados de argila, houve mudança nos parâmetros *nugget* e *spill* entre os dados de argila de referência e preditos por Vis-NIR-SWIR para as camadas 1 e 2 (Figuras 3a, 3d, 3g, 3j). Enquanto o *nugget* aumentou, a variância explicada diminuiu (*psill*). Já o alcance foi semelhante entre os dados e camadas, sendo aproximadamente de 11 m.

Observou-se que quanto melhor o desempenho dos modelos de espectroscopia Vis-NIR-SWIR, mais preservada foi a estrutura de correlação espacial, consequentemente, maior a similaridade das predições espaciais entre dados Vis-NIR-SWIR e de referência. Esse comportamento foi observado para predição de argila e areia em campo agrícola no distrito de Karacabey, na província de Bursa, Turquia (Tümsavaş et al., 2019). Da mesma forma, para predição de carbono orgânico em solos agrícolas do sudeste da Czech Republic, Brodský et al.

(2013) observaram que maiores incertezas associadas à modelagem espectral resultaram em maiores incertezas nas predições espaciais pelo algoritmo de krigagem. Os erros nas predições espaciais também são influenciados pelo tipo de sensor utilizado na obtenção dos dados espectrais de solo (Lazaar et al., 2020).

A espectroscopia Vis-NIR-SWIR combinada com a interpolação espacial, mostrou ser uma abordagem promissora para obtenção dos teores de argila e MOS em escala local, em comparação com as análises laboratoriais tradicionais, que demandam reagentes químicos e são demoradas. Assim, o uso combinado dessas técnicas pode contribuir na geração de informações para o manejo adequado do fornecimento de doses de nitrogênio e fósforo, uma vez que a produtividade das videiras e a qualidade do mosto são influenciadas por esses nutrientes (Brunetto et al., 2019; Stefanello et al., 2021). Por outro lado, pode ser útil como uma análise exploratória, em situações em que não há dados laboratoriais disponíveis, permitindo o adiantamento de avaliações e ações em viticultura de precisão até haver a disponibilização e a conformação dos dados através dos métodos laboratoriais tradicionais, conforme Santos et al. (2022).

Portanto, a espectroscopia Vis-NIR-SWIR apresenta-se como uma ferramenta promissora na VP, na busca de maior rentabilidade e menor impacto ambiental na obtenção de informações para o manejo do solo. De

Tabela 1. Estatística da validação cruzada dos modelos espectrais dos modelos de predição Vis-NIR para o conteúdo de argila e MOS ajustados para as 148 amostras.

Mod.	Proc.	Argila %			MOS %		
		R ²	RMSE %	RPIQ	R ²	RMSE %	RPIQ
CUB	RAW	0,53	2,54	1,94	0,81	0,21	3,48
RF	RAW	0,95	1,34	3,69	0,92	0,16	4,57
PLSR	RAW	0,37	2,85	1,73	0,7	0,25	2,82
CUB	SMO	0,71	1,98	2,48	0,86	0,18	4,01
RF	SMO	0,93	1,36	3,62	0,92	0,16	4,59
PLSR	SMO	0,15	3,32	1,48	0,34	0,37	1,91
CUB	SGD	0,55	2,41	2,04	0,74	0,25	2,89
RF	SGD	0,95	1,06	4,00	0,95	0,13	5,67
PLSR	SGD	0,2	3,22	1,53	0,98	0,07	10,73
CUB	BIN	0,47	2,63	1,87	0,8	0,21	3,39
RF	BIN	0,95	1,25	3,95	0,93	0,15	4,71
PLSR	BIN	0,04	3,53	1,4	0,25	0,4	1,8

Mod.: modelos espectrais; Proc.: pré-processamentos; MOS: matéria orgânica do solo; CUB: modelo cubist; RF: modelo floresta aleatória; PLSR: modelo regressão por mínimos quadrados parciais; RAW: dados brutos, sem pré-processamento; SMO: Smoothing; SGD: Savitz-Golay; BIN: Binning; R²: coeficiente de determinação; RMSE: raiz quadrada do erro médio; RPIQ: proporção de desempenho no intervalo interquartil.

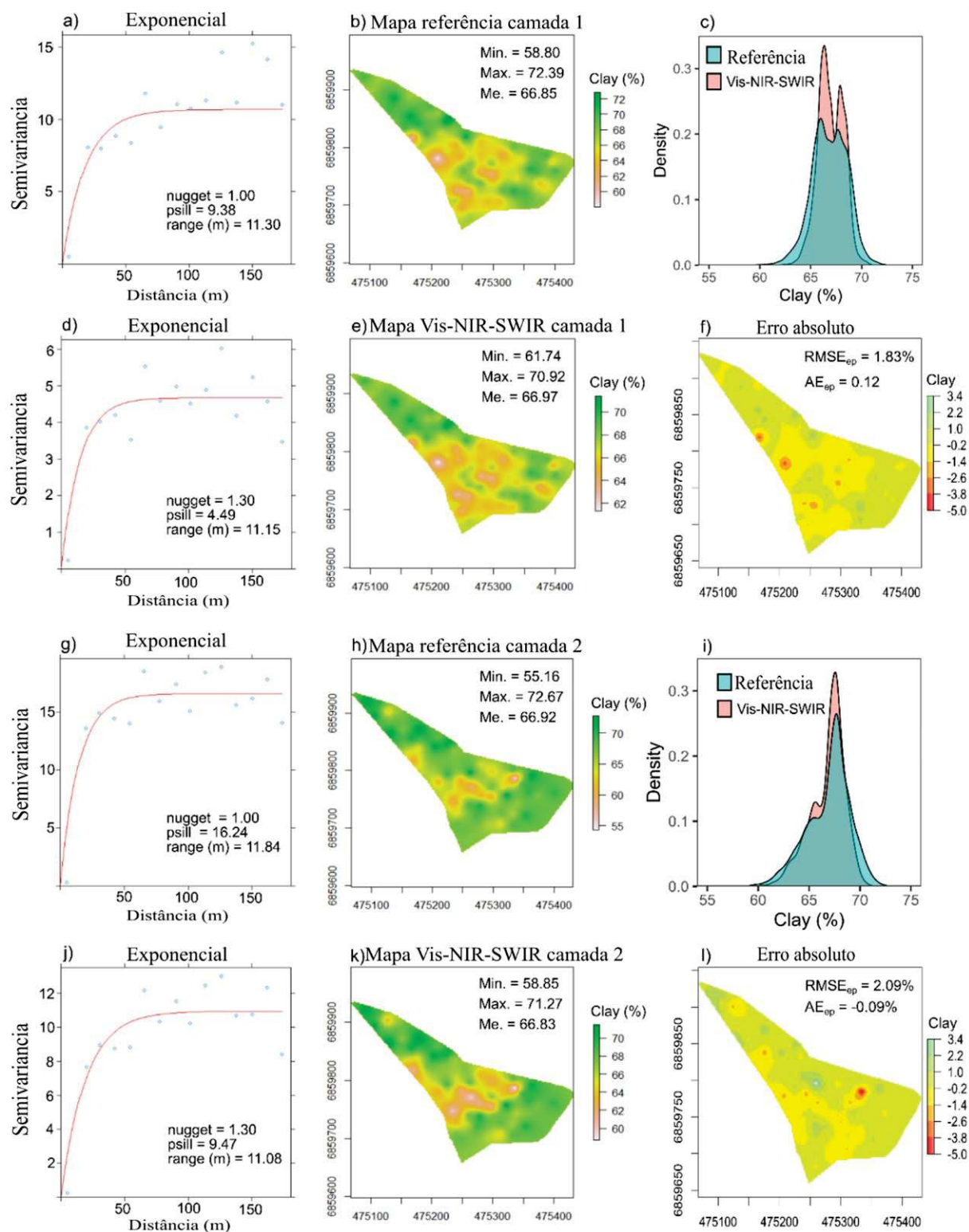


Figura 3. Semivariogramas, predição espacial dos valores de referência e preditos por Vis-NIR-SWIR, distribuição de frequência dos valores preditos e mapa do erro absoluto (diferença em termos absolutos entre mapa de referência e mapa Vis-NIR-SWIR) para o teor de argila (Clay) nas camadas 1 e 2.

acordo com Lopo et al. (2018), técnicas espectroscópicas podem ser utilizadas para uma gestão mais precisa e sustentável dos vinhedos, monitorando mudanças na composição do solo bem como para uma estima-

tiva rápida de propriedades químicas do solo, melhorando a eficiência no uso de recursos e definindo estratégias para melhor manejo do pomar. Além disso, é possível obter dados precisos e com menor custo,

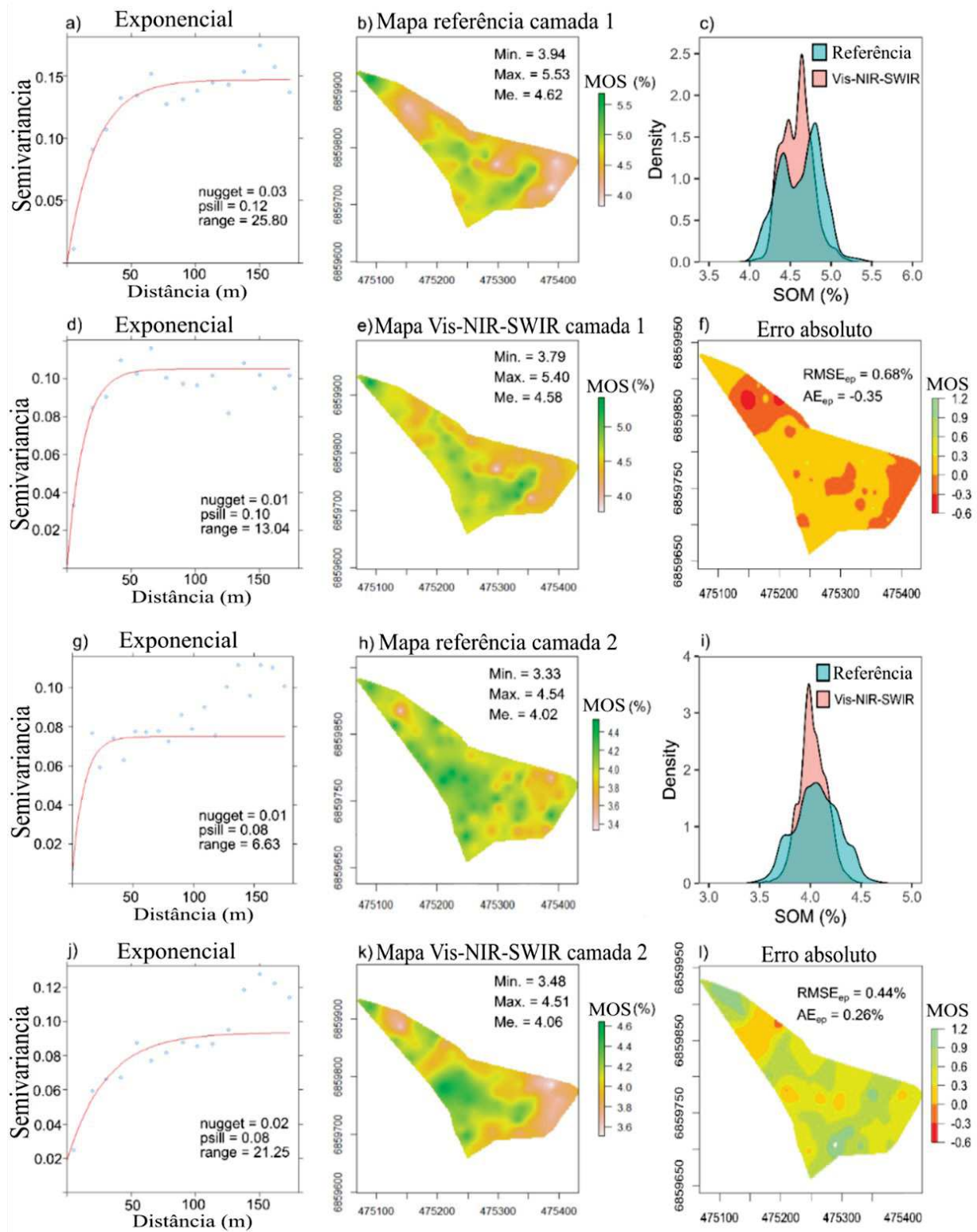


Figura 4. Semivariogramas, predição espacial dos valores de referência e preditos por Vis-NIR-SWIR, distribuição de frequência dos valores preditos e mapa do erro absoluto (diferença em termos absolutos entre mapa de referência e mapa Vis-NIR-SWIR) para o teor de MOS nas camadas 1 e 2.

considerando o investimento de longo prazo, a fim de subsidiar o direcionamento de recursos visando gerar informações de propriedades do solo importantes para auxiliar na Denominação de Origem – “terroir” dos vinhos (Van Leeuwen et al., 2010; Fraga et al., 2017).

4 CONCLUSÕES

A técnica da espectroscopia Vis-NIR-SWIR combinada com o método de krigagem foi eficiente para prever espacialmente o teor de MOS e argila em solos sob videiras no sul do Brasil.

Os dados preditos Vis-NIR-SWIR preservam a estrutura espacial dos dados de MOS e argila obtidos pela análise química úmida tradicional.

Os mapas gerados com os teores de argila e MOS preditos pela espectroscopia Vis-NIR-SWIR apresentaram boa acurácia quando comparados aos mapas obtidos com dados de referência (química úmida de laboratório).

A técnica de espectroscopia Vis-NIR-SWIR mostrou ter potencial para gerar mapas detalhados do teor argila e MOS para uso na vitivinicultura de precisão.

Essa técnica tem potencial de uso em trabalhos exploratórios enquanto dados laboratoriais não estão disponíveis, dando as bases iniciais mínimas para tomada de decisão.

REFERÊNCIAS

- ALVARES, C. A.; STAPE, J. L.; SENTELHAS, P. C.; de MORAES, G.; LEONARDO, J.; SPAROVEK, G. K. Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorologische Zeitschrift**, v. 22, n. 6, p. 711-728, 2013. DOI: <https://doi.org/10.1127/0941-2948/2013/0507>.
- BRAMLEY, R. G. V.; OUZMAN, J.; BOSS, P. K. Variation in vine vigour, grape yield and vineyard soils and topography as indicators of variation in the chemical composition of grapes, wine and wine sensory attributes. **Australian Journal of Grape and Wine Research**, v. 17, n. 2, p. 217-229, 2011. DOI: <http://doi.org/10.1111/j.1755-0238.2011.00136.x>.
- BRODSKÝ, L.; VAŠÁT, R.; KLEMENT, A.; ZÁDOROVÁ, T.; JAKŠÍK, O. Uncertainty propagation in VNIR reflectance spectroscopy soil organic carbon mapping. **Geoderma**, v. 199, p. 54-63, 2013. DOI: <http://doi.org/10.1016/j.geoderma.2012.11.006>.
- BRUNETTO, G.; ROSA, D. J.; AMBROSINI, V. G.; HEINZEN, J.; FERREIRA, P. A. A.; CERETTA, C. A.; SOARES, C. R. F. S.; MELO, G. W. B.; SORIANI, H. H.; NICOLOSO, F. T.; FARIAS, J. G.; DE CONTI, L.; SILVA, L. O. S.; SANTANA, N.; COUTO, R. R.; JACQUES, R. J. S.; TIECHER, T. L. Use of phosphorus fertilization and mycorrhization as strategies for reducing copper toxicity in young grapevines. **Scientia Horticulturae**, v. 248, p. 176-183, 2019. DOI: <http://doi.org/10.1016/j.scienta.2019.01.026>.
- DONAGEMMA, G. K.; VIANA, J. H. M.; ALMEIDA, B. G.; RUIZ, H. A.; KLEIN, V. A.; DECHEN, S. C. F.; FERNANDES, R. B. A. Análise granulométrica. In: TEIXEIRA, P. C.; DONAGEMMA, G. K.; FONTANA, A.; TEIXEIRA, W. G. (eds.). **Manual de métodos de análise de solo**. 3. ed. Brasília, DF: Embrapa, 2017. p. 95-116.
- FILIPPINI, A.; FLORES, J. M.; MIELE, A. Geotechnologies and soil mapping for delimitation of management zones as an approach to precision viticulture. **Applied and Environmental Soil Science**, v. 2017, p. 4180965, 2017. DOI: <http://doi.org/10.1155/2017/4180965>.
- FRAGA, H.; COSTA, R.; SANTOS, J. A. Multivariate clustering of viticultural terroirs in the Douro winemaking region. **Ciência e Técnica Vitivinícola**, v. 32, n. 2, p. 142-153, 2017. DOI: <http://doi.org/10.1051/ctv/20173202142>.
- GLOBAL SOIL PARTNERSHIP. **Report of the Fifth Meeting of the Plenary Assembly (PA) of the Global Soil Partnership - GSP**. Rome: Food and Agriculture Organization of the United Nations, 2017. Disponível em: <http://www.fao.org/3/a-bs973e.pdf>. Acesso em: 22 out. 2023.
- GRUIJTER, J. J.; BIERKENS, M. F. P.; BRUS, D. J.; KNOTTERS, M. **Sampling for natural resource monitoring**. Berlin: Springer, 2006. DOI: <http://doi.org/10.1007/3-540-33161-1>.
- LAZAAR, A.; MOUAZEN, A. M.; EL HAMMOUTI, K.; FULLEN, M.; PRADHAN, B.; MEMON, M. S.; ANDICH, K.; MONIR, A. The application of proximal visible and near-infrared spectroscopy to estimate soil organic matter on the Triffa Plain of Morocco. **International Soil and Water Conservation Research**, v. 8, n. 2, p. 195-204, 2020. DOI: <http://doi.org/10.1016/j.iswcr.2020.04.005>.
- LOPO, M.; TEIXEIRA DOS SANTOS, C. A.; PÁSCOA, R. N. M. J.; GRAÇA, A. R.; LOPES, J. A. Near infrared spectroscopy as a tool for intensive mapping of vineyards soil. **Precision Agriculture**, v. 19, n. 3, p. 445-462, 2018. DOI: <http://doi.org/10.1007/s11119-017-9529-2>.
- MARCHANT, B. P.; LARK, R. M. The Matern variogram model: implications for uncertainty propagation and sampling in geostatistical surveys. **Geoderma**, v. 140, n. 4, p. 337-345, 2017. DOI: <http://doi.org/10.1016/j.geoderma.2007.04.016>.
- MATESE, A.; DI GENNARO, S. F. Technology in precision viticulture: a state of the art review. **International Journal of Wine Research**, v. 7, p. 69-81, 2015. DOI: <http://doi.org/10.2147/IJWR.S69405>.
- MOUAZEN, A. M.; AL-ASADI, R. A. Influence of soil moisture content on assessment of bulk density with combined frequency domain reflectometry and visible and near infrared spectroscopy under semi field conditions. **Soil & Tillage Research**, v. 176, p. 95-103, 2018. DOI: <http://doi.org/10.1016/j.still.2017.11.002>.
- NATALE, W.; BRUNETTO, G.; ROZANE, D. E.; MELO, G. W. B.; CORRÊA, M. D. M.; LIMA NETO, A. J. Amostragem e preparo de amostras de solo e folhas em frutíferas. In: BRUNETTO, G. (ed.). **Atualização sobre calagem e adubação em frutíferas**. Viçosa: Núcleo Regional Sul da Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 2020. p. 32-44.
- PAPRITZ, A.; SCHWIERZ, C. Georob: robust geostatistical analysis of spatial data. In: R PACKAGE (org.). **Version 0.1-0**. Vienna: R Foundation for Statistical Computing, 2013. DOI: <http://doi.org/10.32614/CRAN.package.georob>.
- R CORE TEAM. **R: A Language and Environment for Statistical Computing**. Vienna: R Foundation for Statistical Computing, 2020. Disponível em: <https://www.R-project.org/>. Acesso em: 22 out. 2023.

- RINNAN, Å.; BERG, F.; ENGELSEN, S. B. Review of the most common pre-processing techniques for near-infrared spectra. **Trends in Analytical Chemistry**, v. 28, n. 10, p. 1201-1222, 2009. DOI: <http://doi.org/10.1016/j.trac.2009.07.007>.
- SANTOS, M. S.; GEBLER, L.; SEBEM, E. Correlation between vegetation indexes generated at Vitis Vinifera L. and soil, plant and production parameters for emergency application in decision making. **Ciência Rural**, v. 52, n. 2, p. e20201037-e11, 2022. DOI: <http://doi.org/10.1590/0103-8478cr20201037>.
- SAVITZKY, A.; GOLAY, M. J. Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures. **Analytical Chemistry**, v. 36, n. 8, p. 1627-1639, 1964. DOI: <http://doi.org/10.1021/ac60214a047>.
- STEFANELLO, L. O.; SCHWALBERT, R.; SCHWALBERT, R. A.; DRESCHER, G. L.; DE CONTI, L.; POTT, L. P.; TASSINARI, A.; KULMANN, M. S. S.; SILVA, I. C. B.; BRUNETTO, G. Ideal nitrogen concentration in leaves for the production of highquality grapes cv 'Alicante Bouschet' (Vitis vinifera L.) subjected to modes of application and nitrogen doses. **European Journal of Agronomy**, v. 123, p. 126200, 2021. DOI: <http://doi.org/10.1016/j.eja.2020.126200>.
- STEVENS, A.; RAMIREZ-LOPEZ, L. An introduction to the prospectr package. In: R PACKAGE VIGNETTE (org). **Report N.:** R Package Version 0.1. 2014. Vienna: R Foundation for Statistical Computing, 2020.
- TÜMSAVAŞ, Z.; TEKIN, Y.; ULUSOY, Y.; MOUAZEN, A. M. Prediction and mapping of soil clay and sand contents using visible and near-infrared spectroscopy. **Biosystems Engineering**, v. 177, p. 90-100, 2019. DOI: <http://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2018.06.008>.
- VAN BEMMELEN, J. M. Über die Bestimmung des Wassers, des Humus, des Schwefels, der in den colloidalen Silikaten gebundenen Kieselsäure, des Mangans u. s. w. im Ackerboden. **Die Landwirtschaftlichen Versuchs-Stationen**, v. 37, p. 279-290, 1890.
- VAN LEEUWEN, C.; ROBY, J. P.; PERNET, D.; BOIS, B. Metodologia de zoneamento baseado no solo para terroirs vitícolas. **Bulletin de l'OIV**, v. 83, n. 947, p. 13, 2010.
- WEBSTER, R.; OLIVER, M. A. **Geostatistics for environmental scientists**. Chichester: John Wiley & Sons, 2007. DOI: <http://doi.org/10.1002/9780470517277>.
- WIJEWARDANE, N. K.; GE, Y.; WILLS, S.; LOECKE, T. Prediction of soil carbon in the conterminous United States: visible and near infrared reflectance spectroscopy analysis of the rapid carbon assessment project. **Soil Science Society of America Journal**, v. 80, n. 4, p. 973-982, 2016. DOI: <http://doi.org/10.2136/sssaj2016.02.0052>.
- 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**, v. 19, n. 13, p. 1467-1476, 1988. DOI: <https://doi.org/10.1080/00103628809368027>.