

SISTEMA EMBARCADO DE BAIXO CUSTO PARA OBTENÇÃO DA REFLECTÂNCIA DO SOLO

T. F. OLIVEIRA¹, D. S. M. VALENTE², G. L. BARBOSA³, D. M. QUEIROZ⁴, F. M. M. VILLAR⁵, F. A. C. PINTO⁶

¹ Eng.º. Agrícola, Doutorando em Eng. Agrícola, UFV, Viçosa – MG, thiago.oliveira@ufv.br

² Prof. Doutor, Depto. de Engenharia Agrícola, UFV, Viçosa - MG

³ Graduando em Engenharia Agrícola, UFV, Viçosa - MG

⁴ Prof. Doutor, Depto. de Engenharia Agrícola, UFV, Viçosa - MG

⁵ Profa. Doutora, Depto. de Engenharia Agrícola, UFV, Viçosa - MG

⁶ Prof. Doutor, Depto. de Engenharia Agrícola, UFV, Viçosa - MG

Apresentado no

XLIX Congresso Brasileiro de Engenharia Agrícola - CONBEA 2020

23 a 25 de novembro de 2020 - Congresso On-line

RESUMO: A utilização de técnicas de espectrometria aliadas a algoritmos de *machine learning*, vêm sendo utilizada com sucesso na predição de atributos físico-químicos do solo. Este trabalho tem como objetivo desenvolver um sistema embarcado utilizando sensores de baixo custo para obter a reflectância das amostras de solo. O sistema foi desenvolvido usando um computador de placa única e um sensor da Tríade Espectral (US\$ 64,00), sensível a 18 comprimentos de onda entre 410 e 940 nm. Foram utilizadas para calibração do sensor, 404 amostras de solo. Duas distâncias do alvo foram testadas. Os valores de reflectância utilizados como referência foram obtidos utilizando um espectroradiômetro ASD FieldSpec, sensível aos comprimentos de onda entre 325 e 1075 nm. Cinco modelos de regressão baseados em *Machine Learning* foram ajustados para relacionar o número digital à reflectância. O modelo *ElasticNet* apresentou o melhor desempenho a dois centímetros do alvo ($R^2_{\text{test}} = 0,89$, $RMSE_{\text{test}} = 0,047$; $RPD_{\text{test}} = 3,02$). O sistema desenvolvido tem uma resposta semelhante ao espectrorradiômetro padrão para obter a reflectância do solo. A interface gráfica desenvolvida permite obter, visualizar e armazenar as informações espectrais.

PALAVRAS-CHAVE: solo, reflectância, Machine Learning

LOW-COST EMBEDDED SYSTEM FOR OBTAINING SOIL REFLECTANCE

ABSTRACT: The use of spectrometry techniques combined with Machine Learning algorithms has been used successfully for the prediction of the physical-chemical attributes of the soil. This work aims to develop a low-cost embedded system using sensors to obtain the reflectance of the soil samples. The system was developed using a single-board computer and a Spectral Triad sensor (US\$ 64.00), sensitive to 18 wavelengths between 410 and 940 nm. Were used 404 soil samples used for sensor calibration. Two distances from the target were tested. The reflectance values used as reference were obtained using an ASD FieldSpec spectroradiometer, sensitive to wavelengths between 325 and 1075 nm. Five regression models based on Machine Learning were adjusted to relate the digital number to reflectance. The ElasticNet model showed the best performance at two centimeters from the target ($R^2_{\text{test}} = 0.89$, $RMSE_{\text{test}} = 0.047$; $RPD_{\text{test}} = 3.02$). The developed system has a response similar to the standard spectroradiometer to obtain the reflectance of the soil. The developed graphic interface allows us to obtain, visualize and store spectral information.

KEYWORDS: soil, reflectance, Machine Learning

INTRODUÇÃO: A agricultura moderna tem como grande desafio o uso eficiente dos insumos de produção. Para obter altas produtividades, a correção da fertilidade e acidez do solo é extremamente importante. Portanto, para utilizar estes insumos de maneira eficiente, é necessário conhecer a variabilidade espacial das características físico-químicas do solo. A qualidade destes mapas depende diretamente da densidade amostral. Lauzon *et al.* (2005) relatam que para a maioria dos casos, seria necessário um grid amostral menor que 30 metros para caracterizar fielmente a variabilidade espacial do fósforo, potássio e pH. Para Mallarino e Wittry (2004) a mínima densidade amostral seria de 0,2 ha/amostra para caracterização do fosforo, potássio, pH e matéria orgânica, vale destacar ainda, que esta foi a maior densidade amostral utilizada por estes autores. Elevadas densidades amostrais implicam em um elevado custo com análises laboratoriais, o que leva produtores e profissionais a adotarem baixas densidades amostrais, resultando na produção de mapas pouco confiáveis. Nos últimos anos diversos pesquisadores tiveram sucesso na predição de diferentes atributos físico-químicos do solo utilizando algoritmos de *Machine Learning* e técnicas de espectroscopia nos comprimentos de onda do visível e infravermelho próximo diretamente nas amostras de solo (SILVA *et al.*, 2019; TZIOLAS *et al.*, 2019; XU *et al.*, 2018). Tais técnicas, apesar de serem mais rápidas, menos onerosas e gerar menos resíduos, utilizam espectrorradiômetro, que geralmente apresentam elevado custo de aquisição. Embora encontremos no mercado sensores de baixo custo capazes de obter a reflectância do solo, e computadores de placa única que nos dão a capacidade de implementar modelos de *Machine Learning*, há uma carência de estudos que utilizem tais sensores e métodos para obtenção da reflectância de amostras de solo. Portanto o objetivo deste trabalho foi desenvolver um sistema embarcado de baixo custo para obtenção da reflectância das amostras de solo nos comprimentos de onda visíveis e no infravermelho próximo.

MATERIAL E MÉTODOS: Para quantificar a radiação refletida pelo solo foi utilizada placa AS7265x *Spectral Triad* desenvolvida pela *SparkFun*, que possui três matrizes de foto diodos, que em conjunto são sensíveis a 18 comprimentos de onda entre 410 e 940 nm. A placa conta com um conjunto de três LEDs (ultra violeta, visível e infravermelho). A aquisição das informações fornecidas pelos fotodiodos foi feita por interface I²C utilizando um computador de placa única *BeagleBone Black*. Para facilitar a aquisição, visualização, edição e armazenamento dos dados, foi desenvolvido um software em Python 3. A fim de criar um ambiente sem interferência da radiação externa e que permitisse variar a distância ente o sensor e a amostra de solo, foi desenvolvida uma estrutura de PVC. Os valores de número digital fornecidos pelo sensor foram obtidos em 404 amostras de terra fina seca ao ar (TFSA) de diferentes regiões do Brasil. As amostras foram alojadas em recipientes de plástico preto com 47mm de diâmetro. Foram testadas duas distâncias entre sensor e alvo, dois e quatro centímetros. A transformação dos valores de número digital em valores de reflectância foi realizada utilizando regressão linear e os algoritmos de *Machine Learning Random Forest (RF)*, *Support Vector Regression (SVR)*, *XGBoost* e *ElasticNet*. Os valores de reflectância utilizados como referência foram obtidos utilizando um espectrorradiômetro ASD FieldSpec HandHeld 2, sensível aos comprimentos de onda entre 325 e 1075 nm, com resolução de 3 nm. Para treinamento e validação dos modelos, foram utilizadas 404 amostras de solo com diferentes materiais de origem, textura, teores de nutrientes e matéria orgânica. As amostras foram separadas em conjuntos de treino, com 70% das amostras, e teste com 30%. A comparação dos modelos foi realizada por meio do coeficiente de determinação (R^2), raiz quadrada do erro (*Root Mean Squared Error* - RMSE) e o desvio padrão da predição (Eq. 1) (*Residual Prediction Deviation* - RPD).

$$RPD = \frac{SD}{RMSE} \quad (1)$$

em que,

SD – desvio padrão das amostras do conjunto de validação;

RMSE – raiz quadrada do erro médio.

O modelo com melhor desempenho foi implementado na plataforma via software.

RESULTADOS E DISCUSSÃO: A distância do alvo que apresentou melhor resultado, foi a de dois centímetros. É possível que uma maior quantidade de radiação excite os fotodiodos nesta distância, aumentando assim a relação sinal/ruído, resultando em melhoria das métricas utilizadas para comparação. Apesar de apresentar melhores resultados para os dados de treino da validação cruzada, o modelo RF não apresentou os melhores resultados para os dados teste (Tabela 1). O que pode indicar um possível *overfitting* deste modelo para os dados de treino.

TABELA 1. Métricas da validação cruzada utilizando o conjunto de treino, e da predição do modelo para o conjunto de dados teste na distância do alvo de dois centímetros.

	Validação cruzada (treino)			Validação Cruzada (teste)			Predição do conjunto de teste		
	R ²	RMSE	RPD	R ²	RMSE	RPD	R ²	RMSE	RPD
RL	0.923	0.043	3.755	0.891	0.048	3.279	0.881	0.048	2.938
RF	0.984	0.02	7.777	0.859	0.051	2.939	0.836	0.057	2.479
ElasticNet	0.914	0.045	3.514	0.896	0.045	3.446	0.887	0.047	3.022
SRV	0.896	0.053	2.805	0.875	0.054	2.685	0.867	0.054	2.526
XGBoost	0.916	0.045	3.636	0.875	0.05	3.04	0.854	0.053	2.706

RL – Regressão Linear; RF – *Random Forest*; SRV – *Support Vector Regression*; os valores em negrito, destacam o método com melhor desempenho em cada etapa.

Segundo Xu *et al.*, (2018 apud WILLIAMS; NORRIS, 2001) modelos com valores de R² entre 0,82 e 0,90, e valores de RPD entre 2,5 e 3,0 apresentam boa capacidade preditiva. Apesar de todos modelos testados estarem dentro desta faixa, o modelo *ElasticNet* foi ligeiramente melhor que os demais. Ao analisarmos a capacidade preditiva deste modelo para os diferentes comprimentos de onda do sensor, podemos observar que o sensor apresenta boa capacidade preditiva para todos os canais (Figura 1).

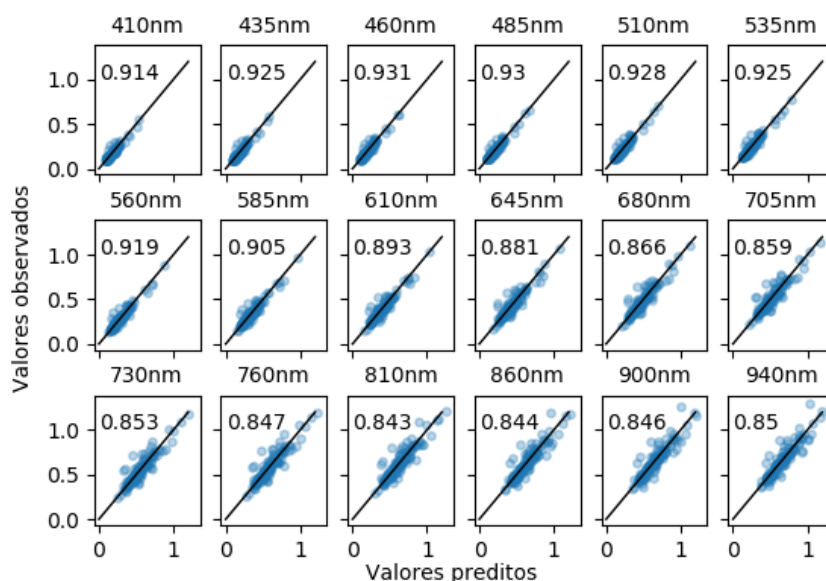
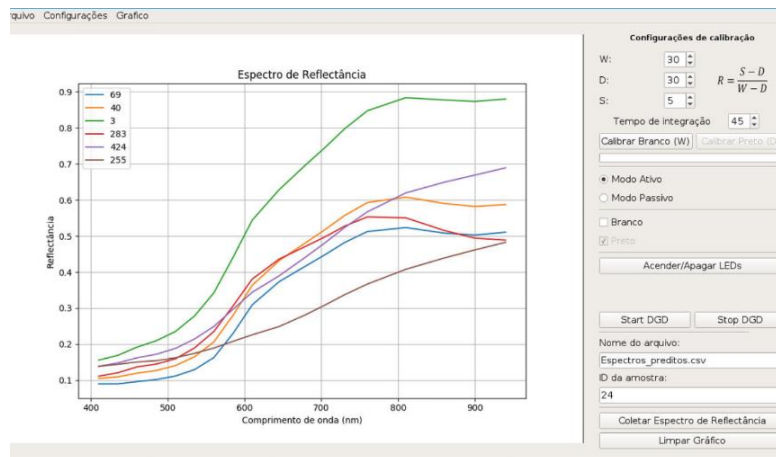


FIGURA 1. Valores de reflectância obtidos pelo modelo ElasticNet vs. valores observados, e valores de R² para cada canal da AS7265x Spectral Triad.



(a)



(b)

FIGURA 3. Sistema embarcado pra obtenção da reflectância do solo. Detalhe para o posicionamento da amostra de solo (a) e software desenvolvido, mostrando alguns espectros do conjunto de teste (b).

Estudos futuros podem elucidar a aplicabilidade do sistema desenvolvido no desenvolvimento de modelos para predição de atributos físico-químicos do solo.

CONCLUSÕES: O sistema embarcado desenvolvido se mostrou uma alternativa de baixo custo para obtenção de valores de reflectância de amostras de solo, com possibilidade de implementação de modelos de *Machine Learning*.

AGRADECIMENTOS: O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001 e pelo Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq).

REFERÊNCIAS:

LAUZON, J. D.; O'HALLORAN, I. P.; FALLOW, D. J.; VON BERTOLDI, A. P.; ASPINALL, D. Spatial variability of soil test phosphorus, potassium, and pH of Ontario soils. **Agronomy Journal**, v. 97, n. 2, p. 524–532, 2005.

MALLARINO, A. P.; WITTRY, D. J. Efficacy of grid and zone soil sampling approaches for site-specific assessment of phosphorus, potassium, pH, and organic matter. **Precision Agriculture**, v. 5, n. 2, p. 131–144, 2004.

SILVA, E. B.; GIASSON, É.; DOTTO, A. C.; et al. A Regional Legacy Soil Dataset for Prediction of Sand and Clay Content with Vis-Nir-Swir, in Southern Brazil. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 43, n. August, 2019.

TZIOLAS, N.; TSAKIRIDIS, N.; BEN-DOR, E.; THEOCHARIS, J.; ZALIDIS, G. A memory-based learning approach utilizing combined spectral sources and geographical proximity for improved VIS-NIR-SWIR soil properties estimation. **Geoderma**, v. 340, n. December 2018, p. 11–24, 2019. Elsevier.

WILLIAMS, P.; NORRIS, K. **Near-infrared technology in the agricultural and food industries**. American Association of Cereal Chemists, Inc., 2001.

XU, S.; ZHAO, Y.; WANG, M.; SHI, X. Comparison of multivariate methods for estimating selected soil properties from intact soil cores of paddy fields by Vis-NIR spectroscopy. **Geoderma**, v. 310, n. September 2017, p. 29–43, 2018.