

ESPECTRORRADIÔMETRO DE BOLSO PARA DETERMINAÇÃO DE TEXTURA E MATÉRIA ORGÂNICA EM SOLOS AGRÍCOLAS

AUGUSTO SANCHES¹, TIAGO R. TAVARES², MATEUS T. EITELWEIN³, JOSÉ P. MOLIN⁴

¹ Graduando em Eng^o agrônômica, ESALQ/USP, Piracicaba – SP

² Eng^o Agrônomo, Doutorando Depto. Engenharia de Biossistemas, ESALQ/USP, Piracicaba – SP;

³ Smart Agri Soluções Tecnológicas, Av. Limeira, 1131 3rd office, 13414-018, Piracicaba - SP.

⁴ Eng^o Agrícola, Professor, Lab. de Agricultura de Precisão, Depto. Engenharia de Biossistemas, USP/ESALQ, Piracicaba – SP.

Apresentado no
Congresso Brasileiro de Agricultura de Precisão- ConBAP 2018
Curitiba, Paraná, 2 a 4 de outubro de 2018

RESUMO: A espectroscopia de reflectância vis-NIR é uma das técnicas utilizadas para o sensoriamento do solo e que tem se destacado para a predição dos seus teores de argila e matéria orgânica (MO). O avanço tecnológico tem permitido o desenvolvimento de espectrorradiômetros de tamanho reduzidos e preços mais acessíveis. Assim, o presente trabalho buscou avaliar o potencial de um espectrorradiômetro de bolso, recentemente lançado no mercado, e de seu sistema interno de processamento de dados, para predição do teor de argila e MO em amostras de solos agrícola. Foram avaliadas 80 amostras de solo, organizadas em três grupos. De cada grupo, utilizou-se 20 amostras para calibração do modelo e 20 para validação. A avaliação foi realizada por meio do índice kappa. Observou-se que, para um grupo de calibração de 20 amostras, não foi possível qualificar de forma correta as amostras de solo quanto a seus teores de matéria orgânica e argila, sendo o índice kappa não superior a 0,39. Com a obtenção destes resultados foi proposta uma segunda etapa ao trabalho com o intuito de avaliar as amostras do Grupo 2 utilizando um espectrorradiômetro vis-NIR de bancada. Os resultados obtidos nesta segunda etapa mostraram desempenho semelhante para predição de MO, com modelos de predição ruins para determinação deste atributo. Conclui-se que utilizando o algoritmo interno do referido espectrorradiômetro calibrado com um banco de dados de 20 amostras, este demonstrou baixo potencial em predizer as classes de argila e MO em solos agrícolas.

PALAVRAS-CHAVE: NIR; Análise de Solo; Sensoriamento Proximal.

POCKET SPECTRORADIOMETER FOR DETERMINATION OF TEXTURE AND ORGANIC MATTER IN AGRICULTURAL SOILS

ABSTRACT: Vis-NIR reflectance spectroscopy is one of the techniques used for soil sensing and has been outstanding for the prediction of its clay and organic matter (OM) contents. The technological advance has allowed the development of spectroradiometers of reduced size and more affordable prices. So, the present work sought to evaluate the potential of a pocket-sized spectroradiometer recently introduced in the market and its internal data processing system to predict the clay and OM content in agricultural soil samples. Eighty soil samples were evaluated, organized into three groups. From each group, 20 samples were used for calibration of the model and 20 for validation. The evaluation was performed using the kappa index. It was observed that, for a calibration group of 20 samples, it was not possible to correctly qualify the soil samples for their organic matter and clay contents, with a kappa index not higher than 0.39. With the obtention of these results a second stage was proposed to the work with the intention of evaluating the Group 2 samples using a vis-NIR bench-based spectroradiometer. The results obtained in this second stage showed similar performance for MO prediction, with bad prediction models to determine this attribute. The results show that, using the internal algorithm of this spectroradiometer calibrated with a database of 20 samples, this one showed low potential in predicting the classes of clay and OM in agricultural soils.

KEYWORDS: NIR; Soil Analysis; Proximal Sensing.

INTRODUÇÃO: O conhecimento da distribuição espacial dos atributos do solo é essencial para a gestão da fertilidade dos solos. Já é conhecida a necessidade de se aumentar a densidade de coleta de informações relacionadas aos atributos do solo, visto que mapas fiéis da variabilidade espacial só poderão ser produzidos quando implantadas grades amostrais densas (acima de 1 amostra por hectare). Todavia, aumentar a quantidade de amostragens de solo e o número de amostras enviadas ao laboratório para análises de rotina é uma prática onerosa do ponto de vista prático e financeiro (CHERUBIN *et. al.*, 2014; VASQUES, 2014). A utilização de sensores vem se mostrando promissora para o incremento da densidade destes dados. A espectroscopia de reflectância é uma das técnicas de sensoriamento utilizadas para a avaliação destes atributos. Espectrorradiômetros registram a radiação eletromagnética, geralmente na região do visível (Vis) e infravermelho próximo (NIR), refletida pelo objeto sensoriado, sendo possível inferir sobre características intrínsecas ao alvo sensoriado ao avaliarmos sua resposta espectral de reflectância nas diferentes regiões do espectro eletromagnético (SANTOS, 2011). Recentemente, foi lançado ao mercado o espectrorradiômetro de bolso SCiO (Consumer Physics, Israel) que pesa 20 g, possui tamanho (73 x 25 x 16,5 mm) e custo reduzido (aproximadamente US\$ 250) em comparação aos demais espectrorradiômetros do mercado (WILSON *et. al.*, 2017). O equipamento registra os dados de reflectância na região do NIR (740 a 1070 nm), por meio da excitação da amostra com uma fonte de radiação própria. Seu funcionamento está associado a um aplicativo de smartphone e um banco de dados (CONSUMER PHYSICS, 2017). No âmbito da agricultura, pesquisas ainda não foram conduzidas para avaliação do seu potencial para caracterização de atributos de solos. Conhecido o potencial da espectroscopia NIR e a ausência de equipamentos portáteis e de baixo custo, este trabalho objetiva investigar o potencial deste equipamento para predição do teor de argila e matéria orgânica em amostras de solos agrícolas.

MATERIAL E MÉTODOS: O trabalho foi conduzido no Laboratório de Agricultura de Precisão da ESALQ-USP e, utilizou-se 80 amostras de solos coletadas na profundidade de 0-20 cm em diferentes talhões de produção agrícola localizados nos estados do Mato Grosso e Goiás. Foram separados três grupos de amostras: (i) grupo 1 com amostras de máxima variabilidade de textura e mínima de MO; (ii) grupo 2, com amostras de máxima variabilidade de MO e mínima de textura; e (iii) grupo 3 com amostras do grupo 1 e 2, de modo a apresentarem variabilidade tanto de argila, quanto de MO. A estatística descritiva das amostras de cada grupo está apresentada na Tabela 1. As análises laboratoriais foram executadas por laboratório comercial de fertilidade e os teores de argila foram classificados utilizando a classificação do Boletim do Cerrado (SOUSA e LOBATO, 2004); e os teores de MO utilizando a classificação de Prado (1991). Antes da leitura com os sensores todas as amostras foram preparadas utilizando a metodologia adotada por Franceschini (2013). Para associação dos espectros às classes de interpretação de textura e de MO foi utilizada a função “my mini applets” do aplicativo (Figura 2). Esta função permite associar um grupo de espectros com padrão semelhante a uma classe de interpretação, criando um banco de dados local, de modo que ao ser sensorizada uma nova amostra desconhecida, o aplicativo reconhece seu padrão espectral ao compará-lo com os padrões armazenados no banco de dados e identifica sua classe. Para análise do espectrorradiômetro e de seu algoritmo interno de reconhecimento de padrões espectrais foram criados quatro bancos de dados, analisando o quesito de máxima variabilidade do grupo. Na fase de calibração do algoritmo interno do espectrorradiômetro foi realizada com relação calibração e validação de 50:50, ou seja, 20 amostras para cada. Para avaliação da acurácia dos modelos foi utilizado o índice kappa. Este índice corresponde à medida de concordância usada em dados qualitativos, promovendo a informação de quanto as observações concordam com aquelas esperadas, indicando assim a legitimidade da análise. Esta medida de concordância tem o valor máximo 1, o qual representa total concordância e os valores próximos ou até abaixo de 0, indicam nenhuma concordância (MARTELLO *et al.*, 2015).

TABELA 1. Estatística descritiva das amostras de solo dos grupos 1, 2 e 3.

		Min.	1º quartil	Media	Mediana	3ºquartil	Max.	Desvio Padrão	CV (%)	
Grupo 1	Validação Calibração	Argila	226	403	553	604,5	651,25	843	175,70	31,7
		MO	15	18	18	19	30	20	1,53	8,2
		Argila	252	417	565	607,5	686	830	169,93	30,0
		MO	15	17	18	19,5	20	20	1,73	9,3
Grupo 2	Validação Calibração	Argila	227	276	295	301,5	326,75	328	30,4	10,2
		MO	13	17,5	23	25,5	28	40	6,77	28,3
		Argila	251	282	303	301,5	326	328	22,92	7,5
		MO	15	19	23	23,5	28,75	35	5,60	23,5
Grupo 3	Validação Calibração	Argila	227	283	435	327,5	572,75	843	196,58	45,1
		MO	13	18	21	19	26,5	40	6,55	30,3
		Argila	273	301	448	326,5	594,5	830	191,99	42,8
		MO	16	18	22	20	26,5	35	5,56	25,1

*O volume de argila e MO das amostras estão representados em g dm^{-3} .



FIGURA 1. (A) Suporte acoplável ao sensor para bloqueio da luz externa ao sensor (B) Sensor SciO; (C) emissor e detector de radiação; (D) amostra de solo preparada para o sensoriamento.



FIGURA 2. Sequência de passos no aplicativo para criação do banco de dados local. (A) página inicial da função “my mini applet”; (B) página mostrando a sequência de passos para criação do banco de dados; (C) página mostrando o conjunto de espectros das diferentes classes de interpretação.

Por fim, a avaliação espectral utilizando um espectrorradiômetro de bancada foi adicionada ao projeto com o objetivo de verificar a acurácia de predição do teor de MO das mesmas amostras, desta vez utilizando este sensor e um procedimento de processamento de dados já consolidados, de modo a auxiliar na avaliação dos resultados obtidos com o espectrorradiômetro de bolso. Os modelos de regressão foram gerados utilizando todo o espectro (350 a 2222 nm) e apenas a região explorada pelo espectrorradiômetro de bolso (740 a 1070 nm). A calibração e a validação dos modelos foram realizadas de duas formas: (i) utilizando as mesmas amostras da etapa anterior (50:50); (ii) e utilizando o método de validação cruzada completa (*leave-one-out cross-validation*). A manipulação dos dados e geração dos modelos foi realizada no software Unscrambler 9.7 (CAMO, 1997). Para avaliação dos modelos de predição obtidos, foram analisados o R^2 e o RMSE.

RESULTADOS E DISCUSSÃO: Os resultados de concordância entre as classificações do sensor e das análises reais de cada um dos quatro bancos de dados criados estão apresentados na Tabela 2. De maneira geral, o sensor portátil não apresentou potencial para identificação qualitativa de textura e MO. Para ambos os atributos, os bancos de dados criados com o espectrorradiômetro de bolso não permitiram que o sensor identificasse corretamente as classes das amostras durante a fase de validação. A validação do banco de dados criado para predição das classes de textura com as amostras do Grupo 1 apresentaram 63,1% de qualificações corretas. O índice kappa obteve valor igual a 0,32, indicando uma concordância suave (LANDIS e KOCH, 1977). No Grupo 3, com variabilidade de textura e MO, o equipamento não apresentou desempenho inferior ao observado no Grupo 1, sendo verificada uma concordância de 65% e índice kappa de 0.39, representando também uma concordância suave. A validação do banco de dados criado para MO com as amostras do Grupo 2 apresentou concordância de 55% e índice kappa de 0,15, indicando um resultado desprezível. O Grupo 3 apresentou desempenho inferior observado ao Grupo 2. Com uma concordância das observações de 40% e índice kappa de -0.03, representando uma concordância pobre e totalmente inconsistente. Durante a coleta de dados com o espectrorradiômetro de bolso observou-se que mesmo as amostras tendo pré-processamento padrão, em alguns momentos houve instabilidade na classificação. Ao escanear porções diferentes de uma mesma amostra, classificações distintas eram dadas para esta, ou seja, a mesma amostra poderia ser classificada como diferentes classes de textura e matéria orgânica em função do diferente posicionamento do sensor.

TABELA 2. Concordância entre as observações do sensor e classes reais para a validação dos quatro banco de dados criados.

Grupo 1 – Textura					Grupo 3 - Textura						
		Sensor			Total			Sensor			Total
		Media	Argilosa	Muito Argilosa				Media	Argilosa	Muito Argilosa	
Real	Media	0	0	3	3	Real	Media	8	0	4	12
	Argilosa	0	4	2	6		Argilosa	3	1	0	4
	Muito argilosa	0	2	8	10		Muito argilosa	0	0	4	4
Total		0	6	13	19	Total		11	1	8	20

Grupo 2 – MO				Grupo 3 - MO					
		Sensor		Total			Sensor		Total
		Baixa	Media				Baixa	Media	
Real	Baixa	5	7	12	Real	Baixa	5	10	15
	Media	2	6	8		Media	2	3	5
Total		7	13	20	Total		7	13	20

Utilizando o espectrorradiômetro de bancada também não foi possível prever MO (Tabela 3). Tanto utilizando a faixa espectral de 740 a 1070 nm (faixa utilizada pelo espectrorradiômetro de bolso), quanto utilizando todo o espectro registrado (373 a 2222 nm), os valores de R² obtidos indicam modelos de predição ruins. As diferentes formas de validação também não contribuíram para a melhora dos indicadores desempenho (R² e RMSE) nas regressões.

TABELA 3. Figuras de mérito da modelagem e validação das regressões criadas para o Grupo 2 para predição de MO.

Conjunto de dados	Modelo		Validação		n° VL ¹
	R ²	RMSE (g dm ⁻³)	R ²	RMSE (g dm ⁻³)	
Espectro de 740 a 1011 nm, 40 amostras e validação leave one out	0,05	5,91	0,00	6,15	1,00
² Espectro de 740 a 1011 nm, 40 amostras e validação 50:50	0,03	6,50	0,15	5,29	1,00
Espectro de 373 a 2222 nm, 40 amostras e validação leave one out	0,22	5,36	0,07	6,02	3,00
³ Espectro de 373 a 2222 nm, 40 amostras e validação 50:50	0,53	4,52	0,00	7,26	3,00

¹ Número de variáveis latentes utilizadas no PLSR;

² Regressão utilizando a região espectral abrangida pelo SCiO e com proporção entre calibração e validação de 50:50, semelhante à avaliação qualitativa;

³ Regressão utilizando todo o espectro vis-NIR e também com proporção entre calibração e validação de 50:50.

Embora resultados promissores para predição de MO sejam relatados na literatura (MULLA, 2013), a fraca relação entre MO e o espectro obtida neste trabalho para ambos sensores avaliados (bancada e portátil) indica que a limitação possa estar no banco de dados e não nos sensores. Para uma avaliação mais robusta do sensor portátil é necessária a utilização de um conjunto com maior número de amostras, o que não foi possível neste trabalho, pois a versão gratuita do software utilizado limita o conjunto de calibração em 20 amostras. Futuros trabalhos devem ser conduzidos explorando diferentes conjuntos amostrais e um número maior de amostras.

CONCLUSÃO: Utilizando o algoritmo interno do espectrorradiômetro de bolso calibrado com um banco de dados de 20 amostras, os resultados de predição de MO e teor de argila foram ruins. Contudo, a fraca predição de MO utilizando o espectrorradiômetro de bancada sugere que a limitação possa estar presente no banco de dados utilizado para calibração.

AGRADECIMENTOS: Trabalho realizado como parte complementar do projeto CNPQ nº 458180/2014-9, chamada MCTI/CNPQ/Universal 14/2014.

REFERÊNCIAS

CAMO, A. S. A. Unscrambler users guide, ver. 6.11 a. Programme Package for Multivariate Calibration. Trondheim, Norway, 1997.

CHERUBIN, M. R.; SANTI, A. L.; EITELWEIN, M. T.; MENEGOL, D. R.; DA ROS, C. O.; PIAS, O. D. C.; & BERGHETTI, J. (2014). Eficiência de malhas amostrais utilizadas na caracterização da variabilidade espacial de fósforo e potássio. *Ciência Rural*, 44(3), 425-432, .2014.

CONSUMER PHYSICS. “Technology”. 2017. Disponível em:
<<https://www.consumerphysics.com/business/technology/>>. Acesso em 11 de maio de 2017.

DEMATTÊ, J. A. M.; ALVES, M. R.; GALLO, B. C.; FONGARO, C. T.; SOUZA, A. B.; ROMERO, D. J.; SATO, M. V. Hyperspectral remote sensing as an alternative to estimate soil attributes. *Revista Ciencia Agronomica*, v. 46, n. 2, p. 223–232, 2015.

FRANCESCHINI, M. H. D. Sensoriamento remoto hiperespectral nos níveis laboratório, campo e aéreo como ferramentas auxiliares no manejo do solo. 2013. 173 p. Dissertação (Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Piracicaba – SP, 2013.

MARTELLO M.; FIORIO P. R.; TAVARES T. R.; BARROS P. P da S.; MORONE G. V. C. (2015). Avaliação de imagens aéreas obtidas por câmera digital para diferenciação de doses de N na cana-de-açúcar. Resumo expandido, 2015.

MULLA, D. J. Twenty five years of remote sensing in precision agriculture: Key advances and remaining knowledge gaps. *Biosystems engineering*, v. 114, n. 4, p. 358-371, 2013.

NETO, W. B. (2005). Parâmetros de qualidade de lubrificantes e óleo de oliva através de espectroscopia vibracional, calibração multivariada e seleção de variáveis. Campinas: UNICAMP, 2005.

SANTOS, A. P. D. (2011). Espectroscopia de infravermelho próximo em análises de solos e plantas. Dissertação (Mestrado na área de solos) – Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia – MG, 2011.

SOCIEDADE BRASILEIRA DE CIÊNCIA DO SOLO. COMISSÃO DE QUÍMICA E FERTILIDADE DO SOLO - RS/SC. Manual de adubação e calagem para os Estados do Rio Grande do Sul e de Santa Catarina. 10ª ed. Porto Alegre, 2004. 400p

SOUSA, D. D.; & LOBATO, E. Cerrado: correção do solo e adubação. Planaltina: Embrapa Cerrados. 2004.

VASQUES G. de M. Integração de sensores eletromagnéticos de campo (sensores proximais) para predição e mapeamento de atributos do solo em área experimental. 2014. [online]. Disponível emna internet via:
<<https://www.embrapa.br/busca-de-projetos/-/projeto/206988/integracao-de-sensores-eletromagneticos-de-campo-sensores-proximais-para-predicao-e-mapeamento-de-atributos-do-solo-em-area-experimental>>. Acessado em 17 maio 2017.

WILSON, B. K.; KAUR, H.; ALLAN E. L.; LOZAMA, A., & BELL, D. A new handheld device for the detection of falsified medicines: demonstration on falsified artemisinin-based therapies from the field. *The American journal of tropical medicine and hygiene*, 96(5), 1117-1123, 2017.