

Mapeamento da matéria orgânica com base na especialização preditiva da espectroscopia VisNIR

Norka da Silva Albernaz Marcilio^{1,2}
Eduardo Guimarães Couto²
Ricardo Santos Silva Amorim²
Oscarlina Lucia dos Santos Weber²
Kerollen Langner da Silva³
Valdeir Moraes Soares²
Joelson de Souza Passos²

¹ Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Mato Grosso - IFMT
Rua Zulmira Canavarros, 95 – Centro - 78005-200 – Cuiabá-MT, Brasil
albernaz@ccivil.cefetmt.br

² Universidade Federal de Mato Grosso - UFMT
Av. Fernando Corrêa da Costa, 2367 - Boa Esperança - 78060-900 - Cuiabá – MT, Brasil
{couto, rsamorim}@ufmt.br
oscarlinaweber@gmail.com
valdeirbad@hotmail.com
jspassos@ibest.com.br

³ Secretaria de Estado de Meio Ambiente - SEMA
Palácio Paiaguás, Rua C, 78050-970 – Cuiabá –MT, Brasil
kerollen_langner@outlook.com

Abstract. The soil properties vary spatially in the landscape and present themselves as a major constraint in agricultural production. Proximal sensing in the visible and near infrared (VisNir) has been suggested as a rapid and reliable method to express the spatial variability of soil with high spatial coverage and useful in the management of the soil maps and site specific precision agriculture, contributing to fill the gap of knowledge imposed by failure of the soil sampling grid to solve the spatial patterns of soil fertility especially at the field scale. In this work, we verified the accuracy of prediction models to determine the soil in an area of the state of Mato Grosso soybean production with VisNir using spectroradiometer in the laboratory and field. The spectral data were correlated with the results of conventional laboratory analysis for organic matter (SOM). Partial least squares regression (PLSR) with cross-validation and making maps of the spectral data were evaluated, demonstrating consistent results and spatial patterns in both scales used. The prediction models were rated as reasonable ($1.4 < \text{RPD} < 2.0$), according to Chang et al. (2001) for single samples of MOS attributes ($\text{RPD} = 1.75$; $\text{RMSEVAL} = 1.78$ and $\text{RPD} = 2.00$; $\text{RMSEVAL} = 1.56$) laboratory and field, respectively, as well as to the field for MOS ($\text{RPD} = 1.81$; $\text{RMSEVAL} = 2.65$). Spectral responses of the soil can be used as a source of information for decision making by farmers.

Palavras-chave: spectroscopy field, multivariate, spatial variability of soil, IDW interpolation, espectroscopia de campo, multivariada, variabilidade espacial do solo, interpolação IDW.

1. Introdução

O agronegócio nacional de 1994 a 2013 expandiu de forma expressiva com contribuições médias de 19 a 24% do produto interno bruto (PIB) (IBGE, 2013). Nos últimos vinte anos para atender a demanda de produção no campo e as necessidades básicas alimentares da população, a busca por diferentes tipos e quantidades maiores de informações do solo tem crescido rapidamente, tornando imprescindível acelerar o processamento de informações para tomada de decisões mais confiáveis (Kitchen, 2008).

A utilização de mapas dos atributos do solo nas estratégias de planejamento ambiental e de produção agrícola orienta as ações econômicas e sociais, com maior conservação dos recursos naturais (Silva et al., 2014). Entretanto, é necessário observar o custo do levantamento desses atributos em quantidades adequadas para a confecção de mapas mais precisos nas extensas áreas de lavoura. Melhorias tecnológicas em sensores e computadores mudam os caminhos e ações que norteiam a agricultura de precisão, estabelecendo o desafio para a sua formalização no século XXI.

Sensores terrestres desenvolvidos recentemente fornecem novos métodos para o mapeamento dos componentes do solo, atribuindo uma relação mais precisa entre os dados do sensor e as propriedades do solo, produzindo mapas com maior acurácia, principalmente por apresentar maior cobertura espacial (Christy, 2008). Os espectroradiômetros são promissores para estimar vários atributos do solo a partir de dados de espectros de reflectância, com análise estatística da banda de absorção dos dados químicos dos resultados de laboratório do solo e métodos quimiométricos, como a regressão linear múltipla (MLR), regressão por componentes principais (PCR) e regressão por mínimos quadrados parciais (PLSR) (Brickleyer e Brown, 2010; Kodaira e Shibusawa, 2013; Ge et al., 2014) resolvendo esta ambiguidade.

Nos estudos de avaliação das curvas espectrais fornecida pela energia refletida do solo observa-se que as diferenças dependem diretamente de sua composição química, física, biológica e mineralógica, sendo que os principais constituintes que afetam seu comportamento espectral são o teor de matéria orgânica, óxidos de ferro, distribuição granulométrica, rugosidade (Genú e Demattê, 2010), e umidade (Lima et. al., 2004). As curvas espectrais são utilizadas para agrupar solos com propriedades semelhantes, estabelecendo critérios para a classificação dos espectros. Os átomos presentes nas moléculas caracteriza-se pelo seu comportamento vibracional influenciado pela sua massa e pelas ligações químicas que os envolvem (Pasquini, 2003). Dessa forma, quando submetidos às radiações eletromagnéticas, os átomos sofrem os efeitos de absorção, refração, reflexão e espalhamento (Jensen, 2009), apresentando sua “impressão digital espectral” produzida quando os elétrons alteram os níveis orbitais, ganhando ou perdendo energia.

A concentração de carbono orgânico no solo é uma informação importante para orientar as aplicações de insumos nas áreas de lavoura (Muñoz e Kravchenko, 2011). Para tornar o processo mais eficiente é necessário confeccionar mapas precisos para o monitoramento das mudanças na quantidade e qualidade da matéria orgânica do solo (MOS) em solos agrícolas. As ligações ativas da matéria orgânica na região do visível e do infravermelho próximo (VisNIR) são O-H, C-N, N-H (Malley et al. 2002; Pasquini, 2003; Christy, 2008). Os trabalhos recentes demonstraram que a presença da matéria orgânica tende a diminuir a reflectância e o contraste espectral de outros constituintes do solo (Demattê et. al., 2003), e que diferentes fases de decomposição da matéria orgânica têm respostas espectrais distintas (Genú e Demattê, 2010).

Assim, objetiva-se com este trabalho propor um modelo para mapear a matéria orgânica do solo, combinando os métodos tradicionais de análise, espectroscopia e análise multivariada em um estudo de caso no município de Nova Mutum/MT.

2. Material e métodos

2.1 Área experimental e coleta de dados do solo

A área utilizada no estudo localiza-se no município de Nova Mutum no estado de Mato Grosso, cultivada com soja, utilizando adubação química e na entressafra milho.

As amostras de solo foram coletadas em uma malha de 50 m x 50 m, na profundidade de 0 a 20 cm, com o uso do trado holandês, no ano de 2012. Realizou-se amostragem simples e composta, totalizando 96 dados, sendo que as amostras compostas foram constituídas por nove amostras simples obtidas no local de amostragem.

As leituras espectrais foram realizadas com um espectroradiômetro (Veris Technologies Inc., Salina, Kansas, KS/EUA – Espectrofotômetro-Shank-VisNIR) na faixa do visível e do infravermelho próximo (VisNIR), com resolução espectral de 8 nm de 342,86 a 2223 nm, totalizando 384 bandas espectrais. Foram utilizadas duas configurações de leitura: laboratório e campo. A grade utilizada para as passadas do sensor foi 12,5 m x 12,5 m, porém as amostras de solo foram realizadas no espaçamento 50 m x 50 m. A distância entre os registros de espectros na linha foi de aproximadamente 1,0 m.

Para a coleta de dados espectrais em laboratório, as amostras foram secas em estufa a 60 °C durante 72 h, destorroadas, homogeneizadas e, em seguida passadas na peneira de 2 mm. Foram realizadas três leituras espectrais de cada amostra para utilização da média nas análises estatísticas subsequentes. No modo campo, o sensor Veris VisNIR foi adaptado em uma haste agrícola e acoplados a um trator (Christy, 2008). A fonte de energia foi fornecida pela bateria do trator. O caminhar foi contínuo, produzindo um sulco de aproximadamente 3 a 5 cm, podendo chegar até 10 cm. A velocidade média foi de 8 km h⁻¹, em transecto distribuído no talhão de maneira a cobrir toda a área, sentido perpendicular a declividade do terreno atenuando o processo erosivo.

O sistema de informação geográfica (SIG) utilizado, para a criação da base digital, no levantamento de campo foi o software ArcGis (ESRI, Redlands, CA, USA).

2.2 Análises de laboratório e estatísticas

A análise química de matéria orgânica do solo (MOS) foi realizada para as amostras simples e composta, de acordo com a metodologia descrita pela Embrapa (1997).

O pré-tratamento matemático e o modelo PLSR foram realizados com a utilização do software Unscrambler versão 10.3 (CAMO Software AS, Oslo, Noruega). A preparação dos dados amostrais, para ambas as configurações do sensor, realizou-se pelas seguintes etapas: (i) seleção das amostras para o modelo de calibração (80%) e validação externa/predição (20%), (ii) adequação das amostras selecionadas para o modelo de calibração e predição, (iii) remoção dos espectros outliers e ou ruído de algumas faixas de comprimento de onda, sendo considerados valores discrepantes registrados pela insensibilidade ou algum erro de leitura dos sensores produzidos durante a varredura das áreas ou leitura em laboratório, (iv) correção do espalhamento da luz (pré-tratamento), (v) análise de componentes principais (PCA), (vi) exclusão das amostras/resultados de laboratório para o modelo de calibração quando identificadas como outliers, (vii) análise de regressão por mínimos quadrados parciais (PLSR) com validação cruzada, (viii) validação externa/predição, (ix) exclusão de amostras da predição quando consideradas outliers, (x) seleção do modelo PLSR com validação cruzada (parâmetros utilizados: R² – coeficiente de determinação, RMSE – raiz quadrada do erro médio, RPD – desvio padrão do erro).

Os mapas de solos da MOS (RPD >1,4) predita, medida e espectro total (7000) para as configurações laboratório e campo foram produzidos, utilizando o software ArcGIS versão 9.3 (ESRI Inc., EUA) e o RMSE foi verificado com o emprego da análise estatística “Geostatistical Wizard – Interpolação IDW – Cross validation”.

3. Resultados e Discussão

3.1 Dados gerais

Conforme a Embrapa Cerrado (2004), o conjunto das amostras da área de estudo enquadrou-se na classe textural média com teores médios de argila variando de $169,57 \text{ g kg}^{-1}$ ($CV= 18,91\%$) e $173,04 \text{ g kg}^{-1}$ ($CV= 16,13\%$) na superfície do solo para as amostras simples e composta, respectivamente. A matéria orgânica do solo apresentou teores baixos ($7,1 - 20,0 \text{ g/dm}^3$), de acordo com o preconizado pela Comissão de fertilidade de solos do estado de Minas Gerais (1999), com valores mínimos e máximos de 7 a 23 g/dm^3 na amostragem simples e 6 a 24 g/dm^3 para a composta.

3.2 Modelagem laboratorial e campo

Na Figura 1 estão demonstrados os gráficos de dispersão com “Hotelling T^2 ellipse” ilustrando a distribuição dos espectros coletados em laboratório e campo nos dois primeiros componentes principais (CP).

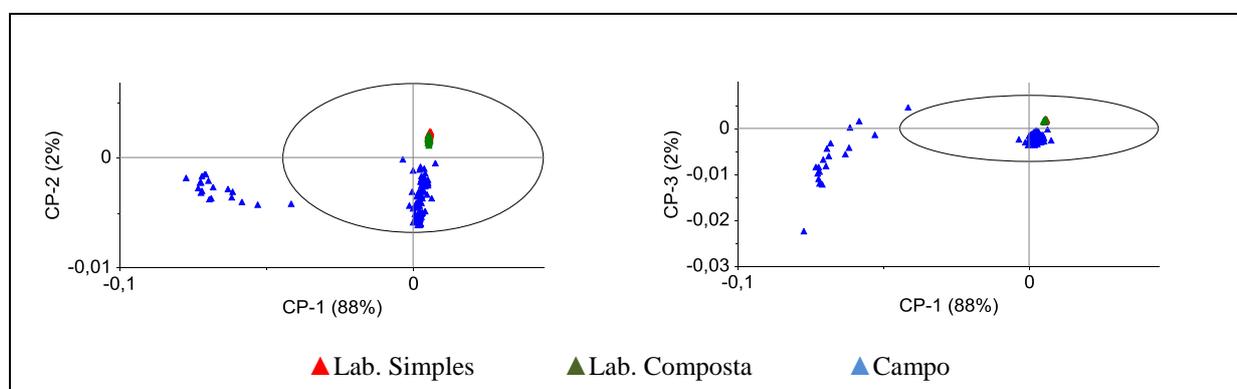


Figura 1. Gráficos de dispersão dos dois primeiros escores dos componentes principais (CP) para os espectros VisNIR coletados em laboratório (▲ Lab. Simples: amostras simples e ▲ Lab. Composta: amostras compostas) e em ▲ campo.

A elipse apresenta dados espectrais semelhantes ou que pertencem a mesma população de dados com um intervalo de confiança de 95%, quando os valores dos escores estão dentro do limite definido pela região de controle, assim como, os espectros projetados fora dos limites representam a variabilidade além do controle estatístico, no caso alguns espectros coletados em campo. Nesse caso, os espectros de campo “indesejáveis” podem ter sido afetados pelas condições de irregularidade da superfície do solo no momento da leitura espectral no contato solo-sensor, pela influência da luz ambiente ou pela distância de leitura, efeitos semelhantes foram obtidos por Brickleyer e Brown (2010) e Schirrmann et al. (2013). Por isso, adaptações nos equipamentos comerciais de leitura espectral vêm sendo realizada, diminuindo os distúrbios ocasionados pelo ambiente, principalmente em condições de campo.

O primeiro CP foi responsável por 88% da variância nos dados e representa as maiores diferenças entre o campo e os espectros de laboratório. Viscarra Rossel et al. (2009) obtiveram resultados semelhantes com o primeiro componente explicando 92% da variância, sugerindo que essa diferença deve ser pela presença de água no solo em campo. Os espectros coletados nas amostras compostas de laboratório estão posicionados nas mesmas localizações dos espectros das amostras simples em todos os componentes principais, expressando semelhanças entre os espectros.

3.3 Pré-tratamento e modelos espectrais

Os espectros originais do conjunto de amostras para MOS da área de estudo está demonstrado na Figura 2.

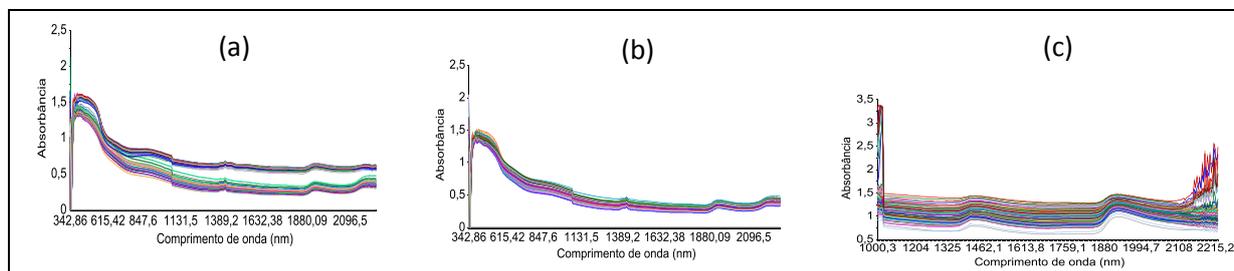


Figura 2. Comportamento espectral do conjunto de amostras do solo – um estudo de caso: (a) Espectros originais de laboratório – amostras simples; (b) Espectros originais de laboratório - amostras compostas; (c) Espectros originais de campo.

Os espectros de campo dos pontos amostrais diferem na sua linha de base, indicando que a superfície do solo apresentou variações no seu albedo nas faixas VisNIR, o que foi verificado também por Schirrmann et al. (2013) nas áreas agrícolas da Alemanha. Os espectros de campo tiveram os maiores valores de absorvância em 1400 nm e 1900 nm, refletindo a condição de umidade do solo.

A utilização dos dados espectrais em valores de absorvância proporcionou qualidade no desempenho das predições da matéria orgânica do solo. O desempenho do modelo de calibração, resultante da validação cruzada, obteve bons resultados para MOS, onde tanto os índices R^2 quanto inclinações das equações de regressões foram maiores e, considerados aceitáveis ($0,66 \leq R^2 \leq 0,81$) por Sayes et al. (2005). Comprova-se também esses resultados nas estimativas desses atributos nos modelos de predição segundo a classificação proposta por Chang et al. (2001). O modelo PLSR para MOS foi baseado principalmente em três conjuntos de espectros, principalmente na faixa do NIR, sendo o primeiro em torno de 1400 (1403,88 e 1447,60) verificada somente nas amostras de campo, provavelmente causado devido à umidade do solo. O segundo e terceiro grupo estão mais próximos da extremidade da região NIR, sendo 1800-1900 nm (1850,45 nm, 1871,60 nm, 1871,61nm e 1986,70 nm) e 2000 nm (2038,26 nm), ambos observados nas coletas espectrais de laboratório e campo. Estudos realizados também com espectros coletados em laboratório por Volkan Bilgili et al. (2010) observaram a faixa de 900 nm, 1500 nm e 2000 nm mais dinâmica para a MOS, provavelmente influenciada pela cor e MOS do solo. Ben-Dor e Inbar (1997) verificaram picos espectrais importantes na faixa de 1370 nm, 1560 nm e 2351 nm.

O desempenho dos modelos de predição segue a classificação adotada por Chang et al. (2001), na classificação como acurados ($RPD > 2,0$) foram observados para os valores de predição de MOS ($RPD = 2,04$; $RMSE_{VAL} = 2,35$) nas amostras compostas com espectros de laboratório, apresentando superioridade quando comparados com os resultados obtidos por Volkan Bilgili et al. (2010) para MOS.

Para as amostras simples os modelos de predição da MOS ($RPD = 1,75$; $RMSE_{VAL} = 1,78$ e $RPD = 2,00$; $RMSE_{VAL} = 1,56$) foram classificados como razoáveis ($1,4 < RPD < 2,0$), para laboratório e campo, respectivamente. Os resultados da avaliação da qualidade dos modelos de calibração por validação cruzada estão de acordo com outros estudos. Previsões semiquantitativas ($1,4 < RPD < 2,0$) em escala de campo foram obtidas por Schirrmann et al. (2013) utilizando o pré-tratamento DWI (*dual-wavelength index*), com um espectrorradiômetro semelhante ao utilizado nessa pesquisa. Porém, Kodaira e Shibusawa (2013) constataram $RPD = 2,9$ e $RMSE_{Val} = 0,35$. Demattê et al. (2011) verificaram

resultados inferiores de R^2 para MOS em textura média arenosa (teor de argila entre 160 e 250 g kg^{-1} solo). De forma geral, o R^2 acompanhou a tendência de variação do índice de desempenho RPD para a MOS, formas de amostragens e tipos de espectros.

3.4 Aplicabilidade dos modelos de predição

Os mapas de alta resolução para a MOS com índices RPD superiores a 1,4 estão demonstrados na Figura 3 e 4. Nos mapas com dados de laboratório verificou-se maior semelhança entre os dados medidos e preditos para MOS, colaborando com os resultados (RPD) de desempenho dos modelos. Observaram-se também nos mapas de campo que a inclusão de um número maior de espectros nos modelos para amostras compostas de MOS melhorou o desempenho entre os mapas construídos com os dados medidos e os dados de espectros. Esse fato evidencia que a distribuição e disposição do conjunto de amostras pode influenciar diretamente a interpolação.

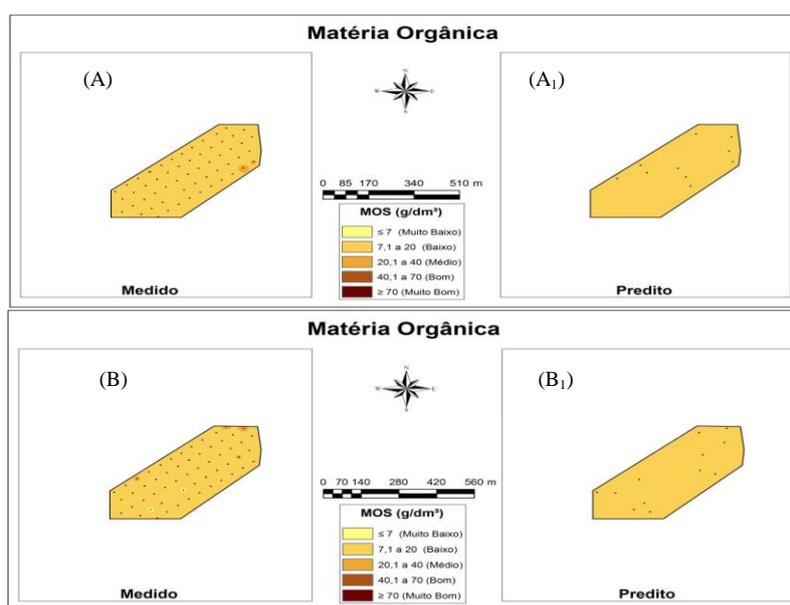


Figura 3. Representação dos atributos do solo em superfície com dados de laboratório, amostras simples: (A) MOS Medida, (A₁) MOS estimada; amostras compostas: (B) MOS medida, (B₁) MOS estimada.

De forma geral, a MOS variou de 7,1 a 20 g/dm^3 com mínimas alterações pontuais inferiores a 7 g/dm^3 e 20,1 a 40 g/dm^3 , diferenças maiores ocorreram para os modelos de campo de amostras simples e composta de espectros.

A estimativa realizada pelo IDW para as amostras de laboratório apresentaram menores RMSE para os valores preditos para a MOS ($\text{RMSE}=2,46 \text{ g/dm}^3$) nas amostras compostas. Assim também, foram constatados para as amostras de campo melhores estimativas na amostragem composta, entre os dados medidos e preditos. Para os espectros totais, aproximadamente 7000, o desempenho foi superior para o conjunto de amostras simples com menores RMSE para a MOS (0,69 g/dm^3). Nos modelos testados houve uma tendência de subestimar os conjuntos de dados da MOS em todas as modalidades avaliadas. Erros menores entre os mapas de predição e medidos foram observados por Kodaira e Shibusawa (2013) com variações entre os valores de MOS de 0,31% a 0,49%.

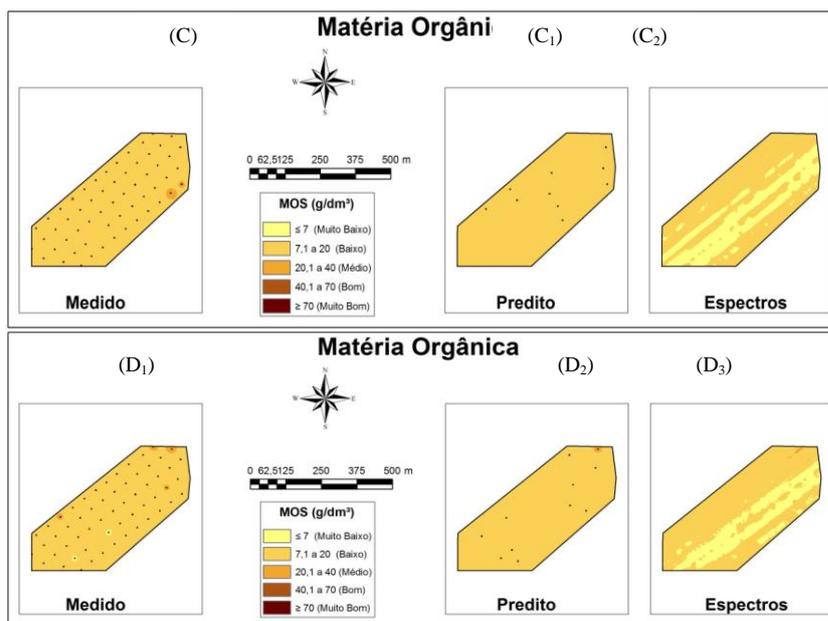


Figura 4. Representação dos atributos do solo em superfície com dados de campo, amostras simples: (C) MOS medida, (C₁) MOS estimada (20% do conjunto total), (C₂) MOS estimada (espectros de campo); amostras compostas: (D) MOS medida, (D₁) MOS estimada (20% do conjunto total), (D₂) MOS estimada (espectros de campo).

4. Conclusão

- Modelos de predições com espectros de campo com amostragem simples apresentam melhores resultados para MOS;
- Em escala de campo não há diferença no desempenho dos resultados dos modelos de predições entre amostras simples e compostas, mas com espectros de laboratório a qualidade dos modelos foi superior para as amostras compostas;
- A metodologia proposta representa uma ferramenta promissora para a previsão dos atributos do solo usando VisNIR, mas há necessidades de pesquisas para diferentes parâmetros e em distintas condições de solo.
- A construção de mapas pelo método IDW com dados espectrais de campo proporciona boa precisão para estimativas de valores em locais não amostrados para os atributos avaliados, com erros médios pequenos quando comparado com os espectros de laboratório.

Agradecimentos

À Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Mato Grosso - FAPEMAT pelo apoio financeiro concedido ao projeto.

Referências bibliográficas

- BEN-DOR, E.; INBAR, Y. The reflectance spectra of organic matter in the visible near-infrared and short wave infrared region (400–2500 nm) during a controlled decomposition process. **Remote Sensing of Environment**, v.61, n.1, p.1-15, 1997.
- BRICKLEMYER, R.S.; BROWN, D.J. On-the-go VisNIR: Potential and limitations for mapping soil clay and organic carbon. **Computers and Electronics in Agriculture**, v.70, p.209–216, 2010.
- CHANG, C.W.; LAIRD, D.A.; MAUSBACH, M.J.; HURBURGH, Jr. C.R. Near-infrared reflectance spectroscopy – principal components regression analysis of soil properties. **Soil Science Society of America Journal**, v.65, p.480-490, 2001.

CHRISTY, C.D. Real-time measurement of soil attributes using on-the-go near infrared reflectance spectroscopy. **Computers and Electronics in Agriculture**, v.61, n.1, p.10–19, 2008.

DEMATTÊ, J.A.M.; BORTOLETTO, M.A.M.; VASQUES, G.M.; RIZZO, R. Quantificação de matéria orgânica do solo através de modelos matemáticos utilizando colorimetria no sistema Munsell de cores. **Bragantia**, Campinas, v. 70, n. 3, p.590-597, 2011.

DEMATTÊ, J.A.M.; EPIPHANIO, A.R.F.; FORMAGGIO, A.R. Influência da matéria orgânica e de formas de ferro na reflectância de solos tropicais. **Bragantia**, Campinas, v.62, n.3, p.451-464, 2003.

Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária/EMBRAPA. **Manual de métodos de análise de solo**. 2ª edição. Rio de Janeiro/RJ. 1997, 212 p.

GE, Y.; MORGAN, C.L.S.; ACKERSON, J.P. VisNIR spectra of dried ground soils predict properties of soils scanned moist and intact. **Geoderma**, v.221–222, p.61–69, 2014.

GENÚ, A.M.; DEMATTÊ, J.A.M. Informações espectro eletromagnéticas e topográficas na determinação de teores de componentes do solo. **Bragantia**, Campinas, v.69, n.1, p.157-164, 2010.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA - IBGE. Estimativas da população residente nos municípios brasileiros. Julho, 2013. Disponível em: <http://www.ibge.gov.br/home/estatistica/populacao/estimativa2013/estimativa_tcu.shtm>. Acesso em 10/2013.

JENSEN, J.R. Princípios da radiação eletromagnética. In: JENSEN, J.R. **Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres**. 2ª Edição. São José dos Campos: Editora Parêntese. 2009. Cap.2. p.39 – 62.

KITCHEN, N.R. Emerging technologies for real-time and integrated agriculture decisions. **Computers and Electronics in Agriculture**, v.6, n.1, p.1–3, 2008.

KODAIRA, M.; SHIBUSAWA, S. Using a mobile real-time soil visible-near infrared sensor for high resolution soil property mapping. **Geoderma**, v.199, p.64–79, 2013.

LIMA, E.A.R.; SIQUEIRA, G.W.; LIMA, W.N.; MENDES, A.S. Aplicação da técnica de infravermelho na identificação e caracterização da matéria orgânica nos sedimentos de fundo da plataforma continental do Amazonas. **Revista Geochimica Brasiliensis**, v.18, n.1, p.46-53, 2004.

MALLEY, D.F.; YESMIN, L.; EILERS, R.G. Rapid analysis of hog manure and manure-amended soils using near-infrared spectroscopy. **Soil Science Society of America Journal**, v.66, p.1677–1686, 2002.

MUÑOZ, J.D.; KRAVCHENKO, A. Soil carbon mapping using on-the-go near infrared spectroscopy, topography and aerial photographs. **Geoderma**, v.166, p.102–110, 2011.

PASQUINI, C. Near Infrared Spectroscopy: Fundamentals, Practical Aspects and Analytical Applications. **Journal of the Brazilian Chemical Society**, v.14, n.2, p.198-219, 2003.

SAYES, W.; MOUAZEN, A.M.; Ramon, H. Potential for onsite and online analysis of pig manure using visible and near infrared reflectance spectroscopy. **Biosystems Engineering**, v.91, n.4, p.393–402, 2005.

SHIRMANN, M.; GEBBERS, R.; KRAMER, E. Performance of automated near-infrared reflectance spectrometry for continuous in situ mapping of soil fertility at field scale. **Vadose zone journal**, v.12, n.4, 2013.

VISCARRA ROSSEL, R.A.; CATTLE, S.R.; ORTEGA, A.; FOUAD, Y. In situ measurements of soil colour, mineral composition and clay content by vis–NIR spectroscopy. **Geoderma**, v.150, p. 253–266, 2009.

VOLKAN BILGILI, A.; VAN ES, H.M.; AKBAS, F.; DURAK, A.; HIVELY, WD. Visible-near infrared reflectance spectroscopy for assessment of soil properties in a semi-arid area of Turkey. **Journal of Arid Environments**, v.74, p.229–238, 2010.