

Aplicação de espectroscopia de reflectância VNIR-SWIR na quantificação de atributos do solo através de estatística multivariada

Marcus Vinicius Sato¹
Marston Hércules Domingues Franceschini¹
José Alexandre Melo Demattê¹
Luiz Eduardo Vicente²

¹Universidade de São Paulo - USP/ESALQ
Caixa Postal 09 - 13416-000 - Piracicaba - SP, Brasil
{marcus.sato, marston.franceschini, jamdemat}@usp.br

²Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária – EMBRAPA/CNPM
Av. Soldado Passarinho, 303 - 13070-115 - Campinas - SP, Brasil
vicente@cnpm.embrapa.br

Abstract. Diffuse reflectance spectroscopy have been used to analysis soil attributes improving the quality and the quickness result. This technique reduces the environment degradation because reduce the use of chemicals and eliminate residuals. The electromagnetic radiation in different wavelengths can be detected with spectral sensors and give the target spectral behavior. With this information we can describe the curve and your features, comparing soil attributes with respective reflectance information. For this, chemometrics help us doing the statistics analysis, data manipulation and figure out the results. This work analyzes the soil attributes and reflectance information (VNIR-SWIR) with *Partial Least-Square Regression (PLSR)* aiming quantifies the soil attributes with proximal sensing. Thus, soil data was collected in central region of *Mato Grosso do Sul, Brazil* and analyzed in routine laboratory and proximal sensing laboratory. FieldSpec Pro (Analytical Spectral Devices, Boulder, Colo.) was used to measure the spectral reflectance in visible, near-infrared and shortwave-infrared bands. To run the statistic method, **PLSR**, was used the software ParLeS. This software model data to predict soil attributes with the reflectance curve. Model of clay, silt and sand was acceptable with respective values: **R²=0,93; R²=0,833; R²=0,91; RPD=3,87; RPD=2,46; RPD=3,50**. For organic matter, calcium, magnesium and sum of base the results was semi-quantitative (**OM: R²= 0,69; RPD=1,49; Ca: R²=0,80; RPD=1,86; Mg: R²=0,70; RPD=1,83; SB: R²=0,78; RPD=1,85**).

Palavras-chave: espectroscopia de reflectância, predição de atributos do solo, VNIR-SWIR, PLSR, quimiometria.

1. Introdução

A espectrorradiometria de reflectância é umas das principais técnicas do sensoriamento remoto, podendo ser definida como a medida da distribuição da energia radiante, no caso a refletida, de um determinado alvo (Meneses e Netto, 2011). Através desta podemos obter o comportamento de diferentes alvos com relação à radiação eletromagnética (REM) incidente em diferentes comprimentos de onda do espectro. A reflectância é detectada por espectrorradiômetros ou radiômetros, e pode ser representada na forma de imagens, tabelas e gráficos. Atualmente, a espectroscopia ou a espectrorradiometria de reflectância se destaca dentro da pedologia, pois a reflectância espectral do solo permite quantificar e qualificar seus atributos (Rizzo, 2011; Bellinaso 2009; Demattê et al., 2004; Meneses e Netto, 2001; Viscarra Rossel, 2006; Stenberg, 2010; Odlare et.al., 2005; Netto, 1996).

O conhecimento das características do solo é muito importante para o manejo na agricultura, e para este fim são feitas análises químicas, físicas e mineralógicas do *solum*. Essas análises são muito importantes, pois auxiliam na tomada de decisões de manejo do sistema e de conservação no ambiente de produção incluindo a gestão financeira e organizacional de uma propriedade. Quando analisamos as características físicas do solo as argilas tem um destaque grande e são muito estudas já que estas influenciam diversos atributos do solo como: sua capacidade de retenção de água; seu potencial de suprimento de

nutrientes, como por exemplo, o comportamento das argilas como fonte de potássio em solos ao longo do processo de intemperização; sua capacidade de troca de cátions, a aeração do solo, na manutenção dos microrganismos e no processo de decomposição no solo e na capacidade de tamponamento (Lepsch, 2011; Melo et. al., 2004; Andrist-Rangel et.al., 2006; Stanberg et. al., 2010; Hillel e Hillel, 1998).

Tradicionalmente são utilizados métodos destrutivos de análise química e física para quantificar atributos do solo Embrapa, (1997) Rajj et al., (2001) e Camargo et al., (2009), os quais em sua maioria utilizam diversos tipos de reagentes, gerando resíduos, demandando mão de obra especializada e grande investimento de recursos (Brady, 1989). Nesse contexto é que o Sensoriamento Remoto vem se destacando e evoluindo como ferramenta auxiliar na quantificação de atributos do solo através da espectroscopia de reflectância.

Com foco na pedologia, pesquisas que utilizam a faixa do espectro do visível (VIS – do inglês Visible, 0,4-0,7 μ m), do infravermelho próximo (NIR – do inglês Near Infrared, 0,7-1,1 μ m) e do infravermelho de ondas curtas (SWIR – do inglês Short Wave Infrared, 1,1-2,5 μ m) na estimativa de atributos do solo são consideradas promissoras e ganham destaque, inovando no conceito de levantamento da fertilidade e de atributos do solo em geral (Stenberg, 2010; Wetterlind 2008; Viscarra Rossel, 2008; Demattê, 1999; Vicente, 2011; McCarty, 2002; McBratney, 2000; Araújo, 2011). Na consolidação da espectroscopia de reflectância do solo a quimiometria torna-se base para a manipulação de dados, reconhecimento e classificação de padrões, e ainda monitoramento, calibração e modelagem multivariada (Wold e Sjöström, 1998).

Na quimiometria aplicada na ciência do solo, métodos matemáticos e estatísticos são utilizados para predição e análise de características pedológicas através das informações espectrais e análises tradicionais do solo (Wold et al., 2001; Wold e Sjöström, 1998). Dentre os métodos utilizados atualmente o mais difundido é a *Regressão por Mínimos Quadrados Parciais (PLSR)* (Martens e Naes, 1989) que permite através da calibração de modelos a predição de atributos do solo utilizando o comportamento espectral deste. Esse método de calibração multivariada tem a vantagem de otimizar a correlação entre os espectros e os atributos do solo estudados, resultando em modelos de predição mais simples e que descrevem de forma adequada a relação entre os atributos do solo e os dados espectrais (Viscarra Rossel, 2006; Wold, 2001). Sendo assim, o *PLSR* é um dos métodos mais utilizados no desenvolvimento do Sensoriamento Remoto Próximo aplicado a pedologia. Outras vantagens são que o método manipula uma série de dados simultaneamente, é robusto mesmo com interferência de ruídos ou ausência de dados, explica melhor a correlação entre atributos do solo e o comportamento espectral deste com poucos componentes, exibe uma interpretação mais clara e a velocidade computacional do algoritmo é favorável.

No presente estudo foi avaliado o potencial de uso da espectrorradiometria de reflectância, considerando a aplicação das técnicas supracitadas, na estimativa de atributos do solo em áreas da região do *Mato Grosso do Sul*.

2. Metodologia de Trabalho

2.1 Coleta e análise do solo

Foram amostradas solos de cinco fazendas situadas na região central do *Mato Grosso do Sul*, com predominância de Latossolos Vermelhos Distróficos. Somando as cinco fazendas foram coletadas 129 amostras de solo na profundidade de 0 a 20 cm. As amostragens foram feitas de forma irregular e estrategicamente em pontos escolhidos de acordo com o relevo da área, tipo de solo e manejo da fazenda de modo a representar a variação do solo no local. Os pontos de coleta foram georreferenciados a fim de localizar as amostras na região estudada. Após coletadas as mostras foram secas à 45°C por 24 horas, moídas e peneiradas em malha de

2 mm sendo em seguida submetidas a análise granulométrica (Bouyoucos, 1927) . Em apenas uma fazenda (Faz. Gado de Corte) foi feita a análise química (Embrapa, 2007) a fim de estabelecer a relação entre a fertilidade do local e a reflectância do solo.

2.2 Obtenção das curvas espectrais do solo

A análise espectrorradiométrica foi feita com o sensor FieldSpec Pro (*Analytical Spectral Devices*, Boulder, Colo.) (Hatchell, 1999). Com resolução espectral de 1 nm nos comprimentos de onda de 350 a 1100 nm e de 2 nm nos comprimentos de 1100 a 2500 nm. Para obtenção dos dados espectrais empregou-se metodologia descrita por Bellinaso et al. (2009)

Desta forma as amostras de solo foram colocadas em placas de petri de forma que o solo moído ficasse distribuído de forma homogênea e relativamente plana em relação ao aparato de leitura. O sensor utilizado capta a luz através de um cabo de fibra óptica alocado na posição vertical com uma distância de 8 cm da superfície do solo da placa de petri. Com uma área de aproximadamente 2 cm² a amostra de solo reflete a luz vinda de duas lâmpadas halógenas de 50W com feixe não colimado para o plano visado. Essas lâmpadas entre si possuem um ângulo de 90°, são posicionadas a 35 cm de distância da amostra com o ângulo zenital de 30°. Para a calibração do aparelho e obtenção das leituras utilizou-se uma placa de sulfato de bário como padrão de 100% de reflectância. Após ligado o sensor a cada 20 minutos calibrava-se o mesmo com a placa padrão. Para cada amostra seu comportamento espectral foi obtido em 3 repetições, sendo cada repetição composta por cerca de 100 leituras realizadas pelo sensor.

2.3 Análise descritiva e multivariada do comportamento espectral e dos atributos do solo

A partir dos resultados das análises químicas e físicas do solo foi feita primeiramente uma análise descritiva básica para cada fazenda, incluindo-se nesta os seguintes parâmetros: média, mediana, desvio padrão, o valor máximo e o mínimo dos atributos do solo estudados. Já a relação da reflectância do solo com os seus atributos foi feita empregando-se a *Regressão por Mínimos Quadrados Parciais (PLSR)* com validação cruzada (Maretto, 2011; Viscarra Rossel, 2006).

Para processar as análises multivariadas foi utilizado o software ParLeS na tratamento dos dados espectrais e na calibração e validação de modelos através de **PLSR** (Rossel, 2008).

Antes da elaboração dos modelos foram aplicados tratamentos aos dados espectrais com o intuito de suavizar, normalizar, realçar, reduzir discrepâncias, ruídos, interferências e não linearidades existentes.

As transformações testadas foram de reflectância para logaritmo do inverso da reflectância (Absorbância), *SNV (Standard Normal Variate)* e *MSC (Multiple Scattering Correction)* (Barnes et.al., 1989; Maretto, 2011) sendo os dois últimos empregados na remoção de interferências do espalhamento da luz e da “linha de base”. Testou-se também a remoção de ruídos através de filtros “*Savitzky-Golay filter*” ou o “*waveletfilter*” e no pré-tratamento a centralização dos valores em torno da média (*Mean Centre*). (Rossel, 2007)

Na *Regressão por Mínimos Quadrados Parciais* o banco de dados foi dividido em dois grupos, 70% das amostras fizeram parte de um conjunto de calibração e os outros 30% parte do conjunto de validação. Essa separação de dados foi feita tanto para a obtenção de modelos de predição dos atributos físicos de todas as fazendas quanto para a obtenção de modelos quantificação dos atributos químicos da fazenda A.

A escolha dos modelos a serem utilizados baseou-se nos seguintes parâmetros da validação cruzada: coeficiente de determinação (R^2) (Equação 1), raiz do erro médio quadrático (RMSE) (Equação 2).

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

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (2)$$

Onde, \hat{y}_i indica os valores estimados pelo modelo, e y_i indica os valores observados e N é o número de observações da variável a modelar. Utilizou-se ainda o parâmetro AIC (Akaike's Information Criterion) e o desvio percentual relativo (*Relative Percent Deviation* – RPD) para avaliação da complexidade do modelo, e assim escolher modelos mais robustos (Viscarra Rossel, 2006).

Os seguintes passos foram seguidos para calibração e validação dos modelos de predição por *PLSR* (**Figura 1**): (i) importação dos dados de calibração; (ii) tratamento dos dados espectrais; (iii) escolha do número de fatores a serem utilizados no modelo através de validação cruzada (modelos com menor RMSE, AIC e maiores valores de R^2); (iv) obtenção do modelo com o número de fatores escolhidos; (v) importação e tratamento dos dados utilizados na validação; e (vi) predição dos dados para validação do modelo escolhido.

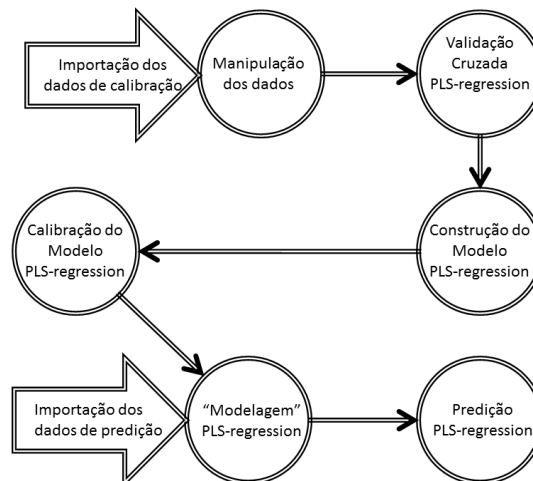


Figura 1: Diagrama Processamento PLS-regression

3. Resultados e Discussão

3.1 Análise física Multivariada dos dados

Utilizando-se o método *PLSR* foram obtidos ótimos modelos de quantificação dos atributos físicos das cinco fazendas em estudo (Tabela 1 e Figura 2). De acordo com Saeys et al. (2005) valores de R^2 entre 0,82 e 0,90 são valores aceitáveis e acima de 0,9 são excelentes para um modelo de predição de atributos do solo. Sendo assim, foram obtidos bons modelos de predição dos atributos físicos com resultados de $R^2= 0,93$ para argila, $R^2= 0,92$ para areia e $R^2= 0,83$ para o silte.

Analisando o RPD obtido podemos afirmar que os modelos são aceitáveis para predizer os atributos físicos do solo de acordo com Dunn et al. (2002) e Chang et al. (2001) os quais indicam modelos com valores de RPD maiores que 2,0 como ótimo para predição.

Tabela 1: Manipulações dos Dados e Estatística das cinco fazendas

Atributo do solo	Manipulação	Nº de Fatores	R ²	RSME	RPD	Função do Modelo
Argila	SNV, Savitzky-Golay filter, mean centre	9	0,9325	42,816	3,87	y = 0.9325x + 33.352
Areia	SNV, median filter	9	0,9175	52,702	3,50	y = 0.9173x + 32.996
Silte	MSC, wavelet filter	7	0,833	23,943	2,46	y = 0.8333x + 17.843

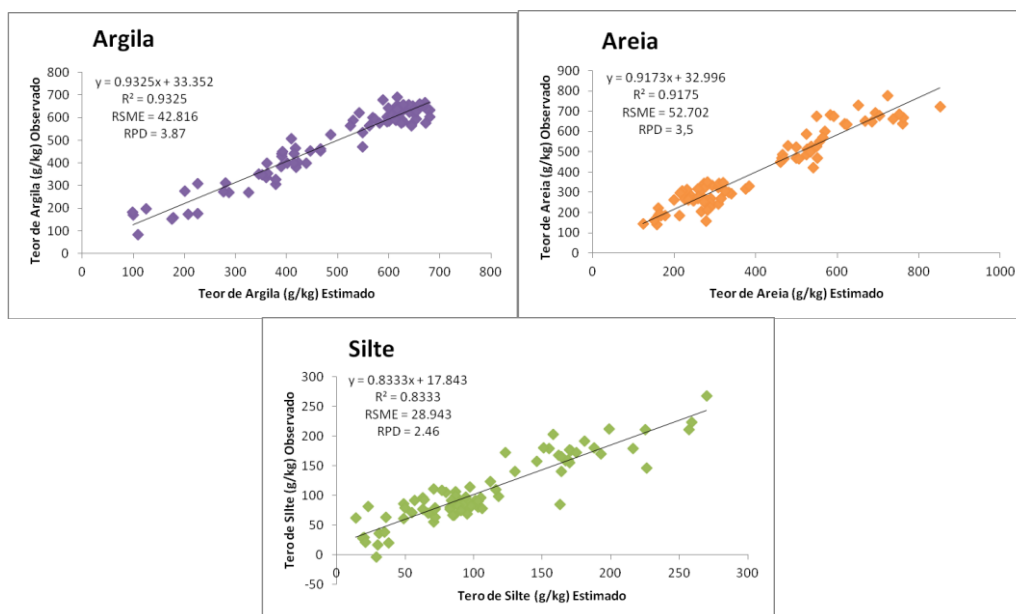


Figura 2: Modelo PLS-regression para argila, areia e silte

R²: coeficiente de determinação significativo a 1%; **RMSE:** raiz quadrada do erro médio; **RPD:** desvio padrão do erro

3.2 Análise Química Multivariada dos dados

Com os resultados obtidos das análises da fazenda Gado de Corte podemos observar que os coeficientes de determinação para matéria orgânica, cálcio, magnésio e soma de bases ficaram entre 0,66 e 0,81 (Tabela 2 e Figura 3). Isso indica que esses modelos quantitativos de predição dos atributos químicos do solo são considerados aceitáveis (Saeys et al.,2005). Mas em relação ao desvio padrão do erro apenas valores entre 1,5 e 2,0 são julgados aceitáveis em relação à acurácia das predições. Assim, com o valor de RPD da matéria orgânica abaixo de 1,5 podemos concluir que esse modelo não é considerado intermediário quanto à acurácia da predição desse atributo. Os modelos de predição do Ca, Mg e da Soma de Bases poderiam ser utilizados, pois apresentam valores de **RPD** maiores que 1,5.

Tabela 2: Manipulações de Dados e Estatística da fazenda Gado de Corte

Atributo do solo	Manipulação	Nº de Fatores	R ²	RSME	RPD
Matéria Orgânica	log (1/R), MSC, Savitzky-Golay, mean centre	4	0,6906	3,915	1,49
pH	log (1/R), MSC, median filter	9	0,357	0,271	1,21
Fósforo	log (1/R), MSC	5	0,2745	0,478	0,96
Potássio	Sem manipulações	1	0,0312	1,0	1,03
Cálcio	SNV	8	0,7988	8,836	1,86
Magnésio	SNV, Savitzky-Golay	7	0,7035	4,168	1,83
Alumínio	log (1/R), SNV, mean centre	9	0,1776	4,409	0,82
Acidez Potencial	SNV, mean centre	6	0,283	15,284	1,11
Soma de Bases	SNV	7	0,7746	12,903	1,85
CTC	SNV, Savitzky-Golay	5	0,5329	17,373	1,47
V%	SNV, Savitzky-Golay	6	0,4088	10,875	1,31
m	log (1/R), SNV, Savitzky-Golay, mean centre	9	0,139	14,414	0,83

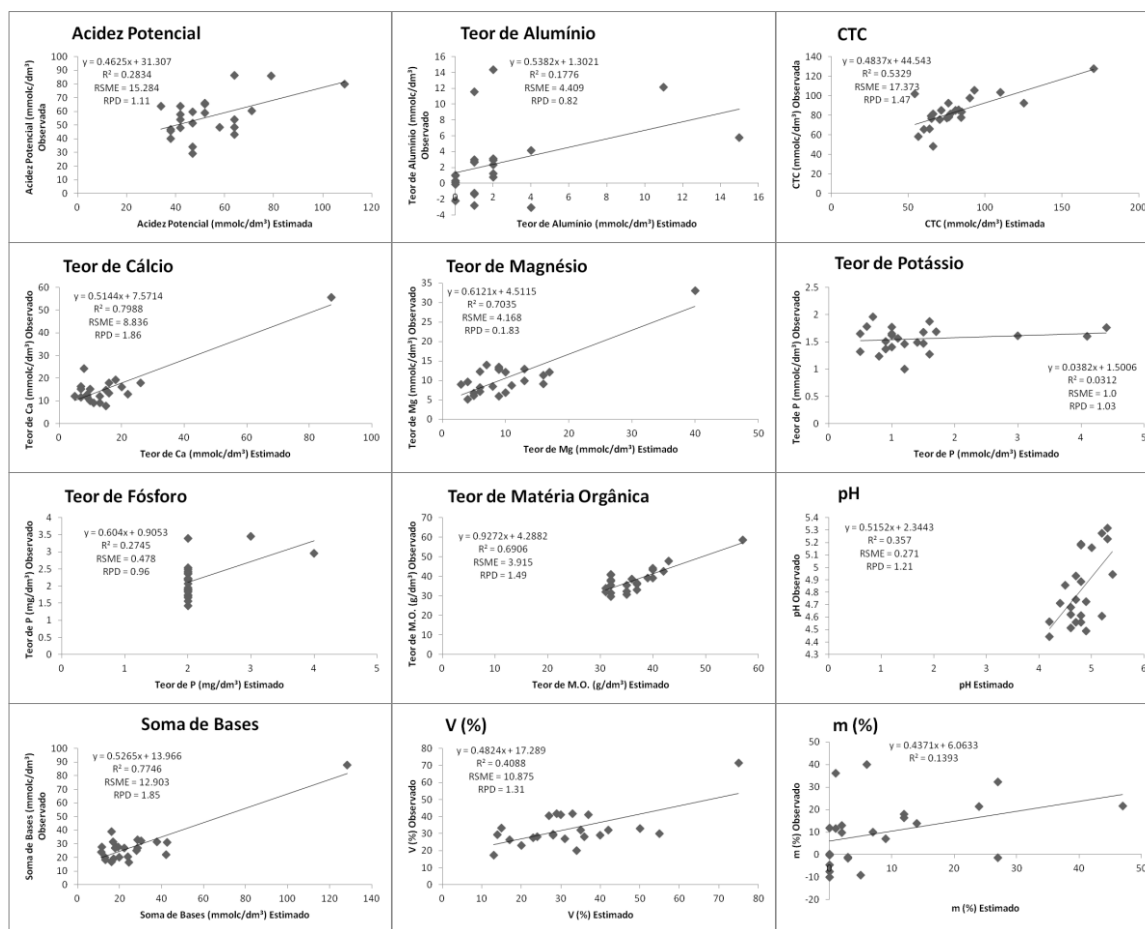


Figura 3: Modelo PLS-regression para os atributos químicos

R²: coeficiente de determinação significativo a 1%; RMSE: raiz quadrada do erro médio; RPD: desvio padrão do erro

4. Conclusões

Podemos prever quantitativamente os atributos físicos das cinco fazendas estudadas com o banco de dados utilizado. Com resultados robustos demonstrados os modelos são aceitáveis e excelentes para a região.

Para os atributos químicos da fazenda analisada os modelos não foram satisfatórios, apenas para o cálcio, magnésio e para soma de bases foi aceitável. Mas mesmo com esses resultados os modelos não são robustos e, portanto, não podemos prever com acurácia as estimativas.

Assim, temos a espectrometria de reflectância uma técnica promissora para predição dos atributos do solo que auxiliam nas análises do sensoriamento remoto. Outro fator importante é a questão ambiental e econômica que se torna relevante para um manejo inteligente e sustentável para a produção agrícola do Brasil.

Agradecimentos

À equipe de pesquisa e desenvolvimento do projeto Agspec da Embrapa Monitoramento por Satélite (CNPM) e respectivos parceiros do Departamento de Solos da Escola Superior de Agronomia Luiz de Queiroz (USP), Embrapa Gado de Corte e responsáveis das fazendas experimentais, pela orientação e apoio as atividades desenvolvidas nesse trabalho.

Referências Bibliográficas

- Adams, M. J. Chemometrics in analytical spectroscopy. **The Royal Society of Chemistry: Cambridge**, p. 216, 1995.
- Alkimim, A.F.; Veloso, G.V.; Lani, J.L.; Gaspar, J.; Demattê, J.A.M. Avaliação da reflectância espectral de solos representativos da bacia do rio Benevente com o emprego da análise de componentes principais. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 15., 2011, Curitiba. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2011. Artigos, p. 9064-9072. Disponível em: < <http://www.dsr.inpe.br/sbsr2011/files/p0792.pdf>>. Acesso em: 07 nov. 2012.
- Andrist-Rangel, Y.; Simonsson, M.; Andersson, S.; Öborn, I.; Hillier, S. Mineralogical budgeting of potassium in soil: A basis for understanding standard measures of reserve potassium. **J. Plant Nutr. Soil Sci.** 169, p. 605–615, 2006.
- Araújo, S.R.; Demattê, J.A.M.; Rizzo, R.; Bellinaso, H.; Vicente, S. Modelos de quantificação de atributos de solo a partir de bibliotecas espectrais. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 15., 2011, Curitiba. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2011. Artigos, p. 8683-8689. Disponível em: < <http://www.dsr.inpe.br/sbsr2011/files/p0792.pdf>>. Acesso em: 02 out. 2012.
- Barnes R. J.; Dhanoa, M. S.; Lister, S.J. Standard Normal Variate Transformation and De-trending of Near-Infrared Diffuse Reflectance Spectra. **Society for Applied Spectroscopy**, v.43, n.5, p. 772-777, 1989.
- Bellinaso, H. **Biblioteca espectral de solos e sua aplicação na quantificação de atributos e classificação**. 2009. 264 p. (CDD 631.44 – B444b). Dissertação (Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Piracicaba. 2009.
- Brady, N. C.. **Natureza e propriedades dos solos**. Rio de Janeiro: Freitas Bastos, p. 878, 1989.
- Camargo, A.O. de; A.C. Moniz; J.A. Jorge; J.M. Valadares. **Métodos de análise química, mineralógica e física de solos do IAC**. Campinas: Instituto Agrônomo, 1986. 94p. (IAC. Boletim técnico, 106).
- Chang, C.W.; Laird, D.A.; Mausbach, M.J.; Hurburgh Junior, C.R. Near-infrared reflectance spectroscopy – principal components regression analyses of soil properties. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v.65, p.480-490, 2001.
- Demattê, J.A.M.; Garcia, G.J. R. Avaliação de atributos de latossolo bruno e de terra bruna estruturada da região de Guarapuava, Paraná, por meio de sua energia refletida. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, 23, p. 343-355, 1999.
- Demattê, J.A.M.; Toledo, A.M.A.; Simões, M.S. Metodologia para reconhecimento de três solos por sensores: laboratorial e orbital. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, 28, p. 877-889, 2004.
- Dunn, B. W.; Beecher, H. G.; Batten, G. D.; Ciavarella, S. The potencial of near-infrared reflectance spectroscopy for soil analysis – a case study from the Riverine Plain of south-eastern Australia. **Australian Journal of Experimental Agriculture**, Melbourne, v.42, p.607-614, 2002.stens
- EMBRAPA. **Manual de métodos de análise de solo**. 2 ed. Rio de Janeiro: Centro Nacional de Pesquisa de Solos, 1997. 212p.
- Hatchell, D.C. (Ed.). **Analytical spectral devices, Inc. Technical Guides 3rd ed.** Boulder: Analytical Spectral Devices, 1999. 140p
- Hillel, D., and Hillel, D. **Environmental Soil Physics Academic Press Ltd**, London. 1998.
- Maretto, D.A. **Aplicação de máquinas de vetores de suporte para desenvolvimento de modelos de classificação e calibração multivariada em espectroscopia no infravermelho**. 2011. 133 p. (M335a). Tese (Doutorado em Química Analítica) – Universidade Estadual de Campinas, Instituto de Química, Campinas. 2011.

Martens, H., Næs, T. *Multivariate Calibration*. John Wiley and Sons, Chichester, p. 419, 1989.

McBratney, A.B., Odeh, I.O.A., Bishop, T.F.A., Dunbar, M.S., Shatar, T.M.. An overview of pedometric techniques for use in soil survey. **Geoderma** 97, 293–327, 2000.

McCarty, G.W., Reeves III, J.B., Reeves, V.B., Follett, R.F., Kimble, J.M. Mid-infrared and near-infrared diffuse reflectance spectroscopy for soil carbon measurement. **Soil Sci. Soc. Am. J.** 66, p. 640–646, 2002.

Melo, G.W.; Meurer E.J.; Pinto, L.F.S. Fontes de potássio em solos distroféricos caulíníficos originados de basalto no rio grande do sul. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, 28, p. 597-603, 2004.

Meneses, P.R.; Madeira Netto J.S. **Sensoriamento Remoto: reflectância dos alvos naturais**. Brasília, DF: UnB; Planaltina: Embrapa Cerrados, 2001. 262p.

Netto, J.S.M. Spectral reflectance properties of soils. **Photointerp**, 34, p. 59-70, 1996.

Odlare, M.; Svensson, K.; PellNear, M. Infrared reflectance spectroscopy for assessment of spatial soil variation in an agricultural field. **Geoderma**, 126, p. 193-202, 2005.

Raij, B. van.; Andrade, J.C.; Cantarella, H.; Quaggio, J.A. **Análise química para avaliação de solos tropicais**. Campinas: IAC, 2001. 285p.

Ramírez-Lopez, L. **Pedologia quantitativa: espectrometria VIS-NIR-SWIR e mapeamento digital de solos**. 2009. 171 p. (CDD 631.47 – R173p). Dissertação (Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Piracicaba. 2009.

Rizzo, R. **Técnicas espectroscópicas e atributos do terreno no mapeamento digital de solos**. 2011. 171 p. (CDD 631.47 – R627t). Dissertação (Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Piracicaba. 2011.

Stenberg, B.; Viscarra Rossel, R.A.; Mouazenc, A.M.; Wetterlind, J. Visible and near infrared spectroscopy in soil science. **Advances in Agronomy**, v.107, p. 163-215, 2010.

Vasques, G.M.; Grunwald, S.; Sickman, J.O. Comparison of multivariate methods for inferential modeling of soil carbon using visible/near-infrared spectra. **Geoderma** 146, p. 14–25, 2008.

Vicente, L.E.; Souza Filho, C.R. Identification of mineral components in tropical soils using reflectance spectroscopy and advanced spaceborne thermal emission and reflection radiometer (ASTER) data. **Remote Sensing of Environment**, 115, p. 1824–1836, 2011.

Viscarra Rossel, R.A. ParLeS: Software for chemometric analysis of spectroscopic data. **Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems**, 90, p. 72–83, 2008.

Viscarra Rossel, R.A.; Walvoort, D.J.J.; McBratney, A.B.; Janick, L.J. ; Skjemstad, J.O. Visible, near infrared, mid infrared or combined diffuse reflectance spectroscopy for simultaneous assessment of various soil properties. **Geoderma**, 131, p. 59–75, 2006.

Wetterlind, J.; Stenberg, B.; Söderström, M. The use of near infrared (NIR) spectroscopy to improve soil mapping at the farm scale. **Springer Science+Business Media Precision Agric.** 9 p. 57–69 2008.

Wold, S.; Sjöström, M. Chemometrics, present and future success. **Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems**, 44, p. 3–14, 1998.

Wold, S.; Sjöström, M.; Eriksson L. PLS-regression: a basic tool of chemometrics. **Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems**, 58, p. 109–130, 2001.