

Comparação de métodos estatísticos para avaliação espectral de atributos de solo

Marcelo Luiz Chicati ¹
Roney Berti de Oliveira ¹
Marcos Rafael Nanni ¹
Everson César ¹
José Alexandre Melo Demattê ²

¹ Universidade Estadual de Maringá - UEM
Av. Colombo, 5790 – 87020-900 - Maringá - PR, Brasil
mlchicati@yahoo.com.br
roneyberti@hotmail.com
mrnanni@uem.br
eversoncezar@yahoo.com.br

² Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz – Esalq/USP
Av. Pádua Dias – 13418-260 - Piracicaba - SP, Brasil
jamdemat@usp.br

Abstract. In this paper we tested the possibility of using a spectral evaluation methodology who understood the whole spectral curve of some soil classes. For this purpose were collected 103 soil samples on a grid with spacing of 500 meters among plots. These samples were subjected to analysis of chemical, particle size and spectral attributes. Statistical evaluation of the spectral data, the main focus of this work was performed by simple linear regression using SAS software in all wavelengths collected by the spectroradiometer and also by regression with the method of partial least squares (PLS) in Parles software. The models for the attributes of soil H⁺, Al³⁺, Ca²⁺, SB, CTC, total sand content, clay content proved high potential correlation, since all had R² greater than 0.80. The calibration models for Mg²⁺ and C show only the possibility to discrimination of low and high concentrations. The calibration models generated for the attributes pH, Al³⁺, K⁺, P and silt content exhibited R² less than 0.5 and are considered low in comparison to other work and therefore not entered the cross validation method. In the validation phase of the calibrated models, to estimate the attributes C and Mg²⁺ did not show satisfactory performance, unlike other attributes evaluated showed that R² greater than 0.80. Thus, it was verified that the method is valid for most attributes, with exceptions made for pH, Al³⁺, K⁺, P and Silt content.

Palavras-chave: remote sensing, soil attributes, spectroradiometer, sensoriamento remoto, atributos de solo, espectrorradiômetro.

1. Introdução

O conhecimento das características dos solos constitui fator fundamental para o planejamento adequado do uso da terra, bem como de seu manejo racional. Estudar e colocar em prática tecnologias disponíveis, dentre as quais a análise do comportamento e a distribuição espacial dos atributos dos solos seriam uma forma de contribuir com a sua avaliação (Nanni et al. 2004). Como os solos apresentam variações em sua composição e, com o avanço no conhecimento das relações existentes entre reflectância espectral e atributos dos solos, pode-se prever, de maneira rápida, confiável e não invasiva, vários atributos químicos e físicos do solo, conforme constatado por Shepherd e Walsh (2002).

A base de tais estudos está no fato de que cada solo apresenta uma assinatura espectral, devido a cada atributo nele presente, e que atua em determinado comprimento de onda (ou em todo o espectro eletromagnético) como relatado por Demattê (1999). O conhecimento da variabilidade do solo é considerado de grande valia na definição das unidades de mapeamento. Da mesma forma, o estudo dos solos é extremamente importante no entendimento da sua gênese, que, por sua vez, irá auxiliar no seu diagnóstico (Nanni et. al., 2004).

Existem hoje, reconhecidamente no estado do Paraná, diferentes classes de solos que requerem práticas de uso e manejo diferenciados para uma melhor e maior produção sustentada (EMBRAPA, 2006).

Vários autores como Demattê e Garcia (1999), Viscarra-Rossel et al (2006) e Araújo (2008), entre outros, vêm estudando sobre a quantificação de atributos do solo a partir de técnicas de sensoriamento remoto, junto com modelos de previsão de atributos com alto potencial como os de Morra et al. (1991) e de Ben-Dor et al. (1997). Pode-se citar autores como Coleman et al (1991) que estimou argila, Chang et al. (2001) estimou CTC, potássio, argila e pH, Morron e Cozzolino (2003) avaliou conteúdo de areia e argila, Lee et al. (2003) que avaliou pH, fósforo, cálcio e magnésio, Araújo (2008) estimou CTC e V% bem como a necessidade de calagem em solos, entre outros autores.

Desta forma, buscou-se neste trabalho testar a possibilidade de aplicação da técnica de regressão por mínimos quadrados parciais (PLS) comparando-a com o método de regressão linear simples na avaliação espectral dos solos e, conseqüentemente, quantificar os atributos destes mesmos visando a geração de subsídios para as posteriores práticas de manejo que porventura devam ser empregadas, principalmente em áreas de cultivo de cana-de-açúcar, cultura predominante na área de estudos deste trabalho.

2. Metodologia de trabalho

Situada no município de Lobato, a área de estudo está localizada no Noroeste do Estado do Paraná, delimitada pelas coordenadas UTM, com base no meridiano 51° W.G. 384 - 410 km e 7445 - 7472 km do Equador e coordenadas geográficas 23°05'47.28'' - 22°51'3,37'' latitude sul e 52°08'14'' - 51°52'20'' longitude oeste, com superfície de 234,1180 Km² (Figura 1). Apresenta altitude média de 400 metros, em região de junção entre os rios Pirapó e Bandeirantes do Norte. (EMBRAPA, 1999).

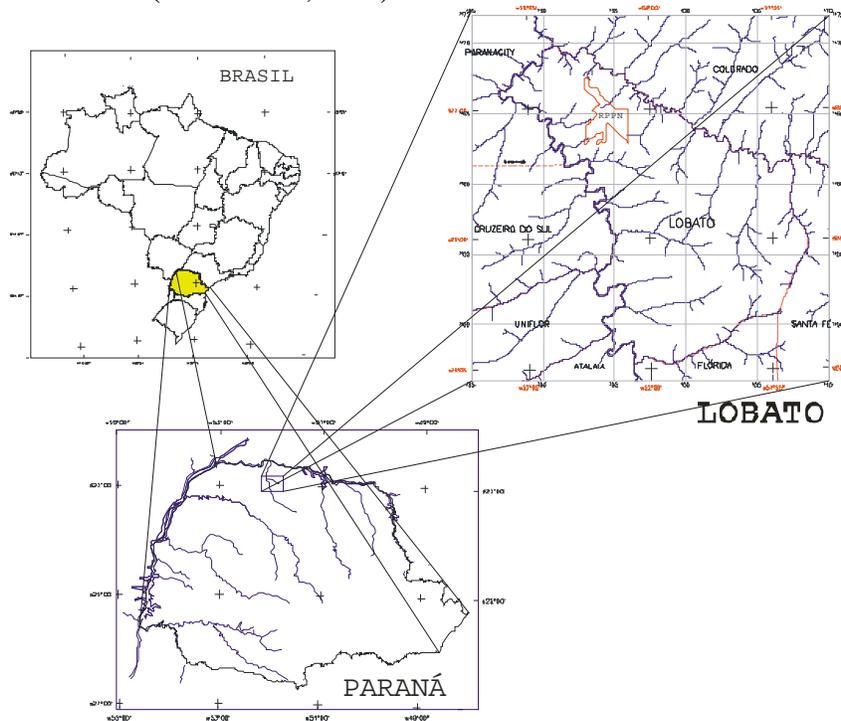


Figura 1. Localização geográfica da área de estudo.

Para coleta das amostras de solo, foi estabelecida uma malha regular de amostragem com arestas de 500 x 500 metros conforme EMBRAPA (1996) compreendendo aproximadamente 2.575 ha num total de 103 pontos de amostragem, sendo as mesmas agrupadas para

compatibilização pedológica. As amostras foram retiradas por tradagens nas profundidades de 0–20 cm representante do horizonte superficial e 80-100 cm para o horizonte subsuperficial, quando presente. Nas áreas com solos rasos, a profundidade de coleta deu-se dentro das condições representativas da camada ou horizonte diagnóstico.

Para as coletas, os pontos foram localizados pelo sistema GPS, diminuindo a possibilidade de erros de localização espacial e permitindo o retorno ao mesmo ponto, se necessário, para novas coletas de confirmação. As amostras foram acondicionadas em sacos plásticos, identificadas e conduzidas ao Laboratório de Fertilidade do Solo do Departamento Agronomia da Universidade Estadual de Maringá, para análises químicas e granulométricas, ambas seguindo metodologia preconizada por EMBRAPA (1997).

Os dados espectrais dos solos foram obtidos em laboratório com o espectrorradiômetro *FieldSpec Pro* (Analytical Spectral Devices, Boulder, Colo). O *FieldSpec* é composto por uma unidade leitora ao qual é adaptada uma fibra ótica e que apresenta resolução espectral de 1 nm até 1100 nm e 2 nm até 2500 nm. Para a coleta dos dados de reflectância, as amostras foram secas em estufa à 45°C durante 24 horas seguidas de moagem e peneiramento em malha de 2 mm. A lente de coleta presente na ponta da fibra foi colocada em posição vertical a 8 cm de distância da amostra, sendo medida a luz refletida numa área aproximada de 2 cm² no centro da amostra. A fonte de iluminação utilizada foi uma lâmpada halógena de 50 W, com feixe não colimado para o plano visado, sendo posicionada a 35 cm da amostra e com um ângulo zenital de 30°.

No total, foram obtidas 636 leituras espectrais dos solos. A partir destas leituras obteve-se o fator de reflectância correspondente a cada comprimento de onda e, por meio destas, foram produzidas representações gráficas, ou seja, curvas de reflectância espectral. Das amostras iniciais coletadas foram selecionadas aleatoriamente 70% das curvas espectrais junto com seus respectivos valores de atributos para, posteriormente, realizar a regressão (PLS) e a validação cruzada. Foi realizada a validação cruzada a fim de se obter um número de componentes para gerar um modelo com maiores coeficientes de determinação (R^2), menores valores da raiz quadrada do erro médio (RMSE) e maiores valores de desvio padrão do erro (RPD).

A análise estatística foi realizada entre os dados de reflectância obtidos em laboratório com os atributos químicos dos solos por meio do programa ParLeS versão 3.1 (Viscarra-Rossel, 2008). Para tal foi utilizada a técnica de regressão pelo método de mínimos quadrados parciais (PLS) inserida neste programa. Tal método foi utilizado por autores como McCarty et al. (2002) ou Chang e Laird (2002). Esta técnica é mais precisa que a de regressão linear múltipla já que o efeito de colinearidade dos dados do modelo pode ser reduzido com maior eficiência, além de levar em consideração toda a informação espectral como também descrito pelos referidos autores.

Para comparar e tentar validar ou não tal procedimento utilizou-se um segundo método para estimativa das características analíticas dos solos por meio dos dados de reflectância no nível laboratorial, onde foram determinadas equações de regressões lineares múltiplas. Nelas foi realizada uma seleção de variáveis utilizando o procedimento STEPWISE do programa SAS, semelhante aquele utilizado por Coleman et al. (1991) e Demattê e Garcia (1999). Foi utilizado o procedimento REG do SAS com a opção *SELECTION=STEPWISE*, onde o sistema estabeleceu, passo a passo, o modelo cujas variáveis dependentes tivessem maior coeficiente de determinação com as variáveis independentes. Através do procedimento de análise guiada dos dados do sistema, pôde-se melhorar ainda mais cada modelo, além de verificar se o mesmo não apresentava nenhuma condição violada (SAS, 1992).

Pela análise múltipla linear, foram obtidas equações que possibilitaram a previsão das características analíticas dos solos para as condições deste trabalho. O sistema estabeleceu equações para cada atributo do solo selecionado na análise, determinando a correlação deste

em cada comprimento de onda. Assim, cada comprimento de onda foi um fator na equação, de acordo com a contribuição do elemento nessa faixa. As faixas onde os elementos não obtiveram nenhuma correlação, não apareceram na equação.

3. Resultados e Discussão

A análise estatística dos dados obtidos em avaliação espectral, com a utilização do software Parles, é apresentada na Tabela 1, com os resultados da calibração das variáveis avaliadas nas amostras de solo utilizando-se a regressão por mínimos quadrados parciais (PLS).

Tabela 1 – Resultado da calibração dos atributos através do método PLS

Atributo	Fatores PLS	R ²	RMSE	RPD
Al ³⁺	13	0,11	0,208	0,91
H+Al	10	0,84	1,601	2,47
Ca	18	0,80	0,991	2,22
Mg	15	0,59	0,357	1,49
K	11	0,20	0,218	1,03
SB	17	0,85	1,037	2,61
CTC	11	0,85	1,941	2,64
P	4	0,02	28,941	0,99
C	13	0,62	3,373	1,54
Areia Total	14	0,84	6,571	2,49
Silte	14	0,38	2,234	1,21
Argila	14	0,81	6,776	2,26

Fatores PLS: variáveis latentes; R²: coeficiente de determinação; RMSE: raiz quadrada do erro médio; RPD: desvio padrão do erro

Autores como Dunn et al. (2002) e Chang et al. (2001) consideram que valores de RPD superiores a 2 mostram que os modelos gerados são considerados excelentes, bem como para valores inferiores a 1,5 os mesmos são considerados insuficientes e entre este intervalo os modelos são considerados úteis em relação a acurácia das predições. Já autores como Saeys et al. (2005) estabeleceram que valores de R² entre 0,50 e 0,65 indicam a possibilidade de discriminação de altas e baixas concentrações no modelo, enquanto que, valores de R² de aproximadamente 0,66 a 0,81 indicam modelos aceitáveis, de 0,82 a 0,90 indicam modelos bons e por fim, modelos acima de 0,91 indicam excelentes modelos quantitativos de predição.

Desta forma os modelos gerados para os atributos H⁺+Al³⁺, Ca²⁺, SB, CTC, teor de Areia Total, e teor de Argila mostraram-se de alto potencial de correlação, pois todos apresentaram R² superior a 0,80 e RPD superior a 2, conforme definido por Dunn et al. (2002); Chang et al. (2001) e Saeys et al. (2005) e concordando com trabalhos como o de Araújo (2008) que encontrou modelo satisfatório para estes atributos, bem como Lee et al.(2007).

Tais modelos encontrados discordam de Jung La et al.(2008) que concluiu que as reflectâncias obtidas nas regiões do visível e infravermelho próximo podem não estimar com sucesso as propriedades químicas do solo.

Os modelos de calibração para Mg²⁺ e C indicam apenas a possibilidade de discriminação de baixas e altas concentrações como mencionado por Saeys et al. (2005) pois os mesmos apresentaram RPD de 1,49 e 1,54 e R² de 0,59 e 0,61 respectivamente. Mesmo assim se apresentou melhor que o encontrado por Araújo (2008), pois, em seu trabalho, os mesmos não apresentaram R² mínimo satisfatório.

Entretanto os modelos de calibração gerados para os atributos pH, Al³⁺, K⁺, P e teor de Silte apresentaram R² inferior a 0,5 mostrando, desta forma, que os modelos não se apresentaram de forma aceitável e, portanto, não passarão para a fase de validação dos respectivos modelos.

Na Tabela 2 são apresentados os resultados da validação cruzada para avaliação do modelo PLSR da estimativa dos atributos avaliados para os solos da área de estudo.

Tabela 2 – Resultado da validação dos modelos de predição dos atributos através do método PLSR.

Atributo	R ²	RMSE	RPD
H ⁺ +Al ³⁺	0,83	1,741	2,36
Ca ²⁺	0,88	1,187	2,89
Mg ²⁺	0,46	0,714	1,21
SB	0,90	1,330	3,10
CTC	0,86	2,195	2,56
C	0,06	8,028	0,70
Areia Total	0,85	6,990	2,45
Argila	0,86	6,170	2,59

R²: coeficiente de determinação; RMSE: raiz quadrada do erro médio; RPD: desvio padrão do erro

Podemos observar na Tabela 2 que na fase de validação dos modelos calibrados, a estimativa dos atributos C e Mg²⁺ não apresentou desempenho satisfatório, com coeficientes de regressão menor que 0,06 e 0,46 respectivamente. Estes valores foram inferiores aos encontrados por Demattê e Garcia (1999). Tal fato pode estar relacionado a quantidade de amostras utilizada tanto para a predição dos modelos como para sua validação, como relatado também por Nanni et al.(2004).

O atributo SB foi o que apresentou maior R² (0,90) e maior RPD (3,10) demonstrando assim que este foi o melhor modelo calibrado para estimativa de atributos. Tais valores se mostram superior aos encontrados tanto por Demattê e Garcia (1999) como Araújo (2008).

Para o atributo Ca²⁺, o modelo apresentou valor de R² igual a 0,88 e RPD superior a 2, mostrando ser este de excelente padrão. estes valores são bem superiores aos encontrados por Pierie et al.(2005) que obteve R² de 0,64 e Thomasson et al. (2001) que obteve R² de 0,63.

Ao avaliar o atributo CTC e acidez potencial (H⁺⁺Al³⁺) os modelos apresentaram R² igual a 0,86 e 0,83 respectivamente, valor bem superior aos encontrados por Demattê (1999) que obteve, para este atributo, valores baixos de R.

Para estimativa dos teores de Areia total, o R² obtido pela regressão múltipla foi de 0,85, valor superior ao encontrado por Gerbermann e Neher (1979).

Para o teor de argila, o valor de R² aqui obtido (0,86) foi superior quando comparados com aqueles obtidos por Al-Abbas et al. (1972), que foi de 0,50. Basicamente, o que se observa, comparando os resultados aqui obtidos com o de outros trabalhos (Coleman et al., 1991; Demattê, 1999), é que é possível estabelecer modelos que auxiliem na estimativa de determinados atributos do solo. Por outro lado, ainda são necessários maiores estudos visando estabelecer novas metodologias neste sentido, como também relatado por Nanni (2000).

Como método de comparação e uma possível validação do processo anterior, já que o mesmo apresenta-se como um sistema fechado em que as equações geradas para os modelos de predição são desconhecidos, pois o mesmo apresenta somente os valores de R² e de RMSE, estabeleceu-se equações de regressão múltipla entre os mesmos atributos de solo e os dados espectrais no nível laboratorial utilizando-se o procedimento REG do SAS com a opção *SELECTION=STEPWISE*.

Para tal procedimento foi utilizado toda a curva espectral, tal como na análise do método anterior, onde os atributos estudados também foram os mesmos. Na Tabela 3 são apresentados os coeficientes de determinação obtidos para as equações.

Tabela 3 – Coeficientes de determinação apresentados no modelo REG-SAS

Atributo	Equação Múltipla ¹	R ²
H ⁺ +Al ³⁺	$H^+ + Al^{3+} = 5.451 - 2357 * c382 + 2539 * c374 - 1045 * c355 + 1442 * c361 - 20.5 * c364 + 1104 * c397 - 959.4 * c377 + 486 * c383 - 286.1 * c350 - 1134 * c386^2$	0,78
Ca ²⁺	$Ca^{2+} = 2.221 - 91.74 * c1921 + 1011 * c1404 - 974.3 * c1422 + 303.9 * c2200 - 155.6 * c575 - 37.3 * c2496 + 112.9 * c352 + 58.20 * c613$	0,81
SB	$SB = 5.476 + 464.3 * c359 + 1299 * c1407 - 1159 * c1420 - 576.6 * c360 + 1437 * c1890 - 82.22 * c566 - 1289 * c1893 - 260.0 * c1959 + 137.3 * c352$	0,80
CTC	$CTC = 10.28 - 2353 * c2059 + 692.6 * c1883 + 20410 * c1426 - 3435 * c1391 + 4124 * c2128 - 5083 * c2119 + 2422 * c1382 - 2837 * c2098 - 637.7 * c2494 + 1070 * c2472 - 843.9 * c2476 - 19414 * c1427 + 5565 * c2093 + 329.4 * c2489$	0,83
Areia	$Areia = 64.39 + 6301 * c2243 - 874.1 * c2230 + 1726 * c1966 - 11673 * c1967 - 3784 * c2271 + 8365 * c1962 - 45012 * c700 + 98763 * c662 - 44034 * c654 + 42724 * c714 - 42960 * c688 - 9454 * c636$	0,88
Argila	$Argila = 38.70 + 193227 * c719 - 2714 * c605 + 9109 * c1966 + 4687 * c2290 - 8024 * c1962 - 191E3 * c720 - 709.5 * c2478 - 5237 * c2265 + 3156 * c2309 - 5527 * c2335 + 15092 * c433 - 6660 * c421 - 17249 * c466 + 21530 * c501 - 12019 * c511 + 4381 * c2302 + 2543 * c2225 - 4438 * c2239$	0,90
Mg ²⁺	$Mg^{2+} = 2.099 - 536.0 * c425 - 2842 * c561 + 46.28 * c351 - 73.39 * c365 + 1307 * c880 - 105.5 * c1942 + 98.59 * c1894 - 165.5 * c798 + 100.3 * c631 - 1155 * c886 + 399.7 * c431 + 2847 * c559$	0,66
C	$C = 20.86 - 37790 * c646 + 1164 * c354 + 35866 * c649 + 1958 * c601 + 2158 * c351 - 969.3 * c364 - 1960 * c353 - 909.4 * c350$	0,49

¹ significativo a 5%; ² c = comprimento de onda

Pode-se observar pela Tabela 3 que os valores de determinação mantiveram-se semelhantes ao realizado pelo programa Parles 3.1 (Tabela 2) com exceção dos atributos C e Mg²⁺ que no atual processo apresentaram R² superiores mas, mesmo assim, foram baixos não ultrapassando 0,49 e 0,66 respectivamente, ao contrário do outro que apresentou valores na ordem de 0,06 para C e 0,46 para Mg²⁺. Sendo assim os mesmos não se enquadraram como de bom potencial na predição de atributos em ambos os processos.

Para os demais atributos, os coeficientes de determinação apresentaram-se de forma semelhante mostrando assim que o processo de estimativa de atributo pelo método PLSR por meio do programa Parles 3.1 e pelo método REG do programa SAS mostraram-se de alta eficiência na determinação dos atributos H⁺+Al³⁺, Ca²⁺, SB, CTC, Teor de Areia e Teor de Argila.

Como relatado por Demattê e Garcia (1999), o fato de se obter altos coeficientes para atributos dos solos é de grande importância, haja vista serem, algumas análises, onerosas e que demandam muito tempo quando determinadas pelos métodos tradicionais.

4. Conclusões

Verificou-se que os atributos H⁺+Al³⁺, Ca²⁺, SB, CTC, Areia Total e Argila apresentaram altos coeficientes de determinação, com valores de R² acima de 0,80, indicando que a resposta espectral destes solos pode ser utilizada para estabelecer os teores destes atributos. Já os atributos Mg²⁺ e C não apresentaram coeficientes de determinação considerados satisfatórios, em comparação com outros trabalhos existentes, o que conseqüentemente torna seus modelos de predição não eficazes, impossibilitando o estabelecimento dos teores destes atributos.

Dessa forma, o método PLS pode ser considerado eficaz na avaliação de atributos dos solos, apresentando índices de correlação melhores ou piores para determinados atributos, tal qual outros métodos, e assim, ser relacionado positivamente como uma das possibilidades existentes entre as técnicas de avaliação espectral de solos.

5. Referências Bibliográficas

AL-ABBAS, A.H.; SWAIN, P.H.; BAUMGARDNER, M.F. Relating organic matter and clay content to multispectral radiance of soils. **Soil Science**, v.114, n.6, p.477- 485, 1972.

ARAÚJO, S.R. **Sensoriamento remoto laboratorial na detecção de alterações químicas no solo pela aplicação de corretivos**. 2008. 130p. Dissertação (Mestrado) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”-USP, Piracicaba. 2008

BEN-DOR, E., INBAR, Y., CHEN, Y., The reflectance spectra of organic matter in the visible near infrared and short wave infrared region (400–2,500 nm) during a control decomposition process. **Remote Sensing of Environment**, v.61, p.1–15, 1997.

CHANG, C.-W., LAIRD, D.A., Near-infrared reflectance spectroscopic analysis of soil C and N. **Soil Science**, v.167, n.2, p.110 – 116, 2002.

CHANG, C.; LAIRD, D. A.; MAUSBACH, M. J.; HURBURG JUNIOR, C. R. Near infrared reflectance spectroscopy – principal components regression analyses of soil properties. **Soil Science Society of American Journal**, v.25, n.2, p. 480-490, 2001.

COLEMAN, T.L.; AGBU, P.A.; MONTGOMERY, O.L.; GAO, T.; PRASAD, S. Spectral band selection for quantifying selected properties in highly weathered soils. **Soil Science**, v.151, n.5, p.355-361, 1991.

DUNN, B.W.; BEECHER, H.G.; BATTEN, G.D.; CIAVARELLA, S. The potential of near-infrared reflectance spectroscopy for soil analysis — a case study from the Riverine Plain of south-eastern Australia. **Australian Journal of Experimental Agriculture**, v.42, p.607-614, 2002.

EMBRAPA. **Procedimentos normativos para levantamentos pedológicos**. Brasília: EMBRAPA-SPI, 1996.

EMBRAPA. **Manual de métodos de análises de solo**. Rio de Janeiro: Ministério da Agricultura e do Abastecimento, 1997.

EMBRAPA. **Levantamento de reconhecimento dos solos do Estado do Paraná**. Curitiba: EMBRAPA, 1999. (Boletim Técnico, 57).

EMBRAPA. **Sistema brasileiro de classificação de Solos**. Brasília: EMBRAPA/CNPS, 2006. 306p.

DEMATTÊ, J.L.L. A pedologia direcionada ao manejo de solos. **Boletim Informativo da Sociedade Brasileira de Ciência do Solo**. v.24, n.4, p.16-17, 1999.

DEMATTÊ, J.A.M.; GARCIA, G.J. Alteration of Soil Properties through a Weathering Sequence as Evaluated by Spectral Reflectance. **Soil Science Society of America Journal**, v. 63, p. 327-342, 1999.

GERBERMANN, A.H.; NEHER, D.D. Reflectance of varying mixtures of a clay soil and sand. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v.45, n.8, p.1145-1151, 1979.

JUNG LA, W., SUDDUTH, K. A., CHUNG, S. O., KIM, H.J. **Spectral Reflectance Estimates of Surface Soil Physical and Chemical Properties**. Michigan: American Society of Agricultural and Biological Engineers, 2008.

LEE, W.S.; SANCHEZ, T.F.; MYLAVARAPU, R.S.; CHOE, J.S. Estimating chemical properties of Florida soils using spectral reflectance. **American Society of Agricultural and Biological Engineers**. v46, n.5, p.1443-1453, 2003

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 measurements. **Soil Science Society of America Journal**. v.66, p. 640– 646, 2002.

MORRA, M.J.; HALL, M.H.; FREEBORN, L.L. Carbon and nitrogen analysis of soil fractions using near-infrared reflectance spectroscopy. **Soil Science Society of America Journal**, v. 55, p. 288-291, 1991.

MORRON, A.; COZZOLINO, D. Exploring the use of near infrared reflectance spectroscopy to study physical properties and microelements in soils. **J. Near Infrared Spectrosc.** v.11, n.2, p. 145–154, 2003.

NANNI, M. R. **Dados radiométricos obtidos em laboratório e no nível orbital na caracterização e mapeamento dos solos**. 2000. 366f. Tese (Doutorado em Agronomia) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”-USP, Piracicaba, 2000.

NANNI, M.R.; DEMATTÊ, J.A.M; FIORIO,P.R., Análise discriminante dos solos por meio da resposta espectral no nível terrestre. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**. v.39, n.10, p. 995-1006, 2004

PIRIE, A.; SINGH, B.; ISLAM, K. Ultra-violet, visible, near infrared and mid-infrared diffuse reflectance spectroscopic techniques to predict several soil properties. **Australian Journal of Soil Research**. v.43, p.713-721, 2005.

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, p.393-402, 2005.

SHEPHERD, K.D., WALSH, M.G., Development of reflectance spectral libraries for characterization of soil properties. **Soil Science Society of America Journal**, v.66, p. 988– 998, 2002.

STATISTICAL ANALYSIS SYSTEM INSTITUTE. **SAS, software: user's guide, version 6.0**. Cary, 1992. 291p.

THOMASSON, J.A.; SUI, R.; COX, M.S.; AL-RAJEHY. Soil reflectance sensing for determining soil properties in precision agriculture. **American Society of Agricultural and Biological Engineers**. n.44, p.145-1453, 2001.

VISCARRA ROSSEL, R.; WALVOOT, D. J. J.; McBRATNEY, A. B.; JANIC, L. J.; SKJEMSTAD, J. O.; Visible, near infrared, mid infrared or combined diffuse reflectance spectroscopy for simultaneous assessment of various soil properties. **Geoderma**. v.131, n1/2, p. 59-75, 2006.

VISCARRA ROSSEL, R. A. ParLeS: Software for chemometric analysis of spectroscopic data. **Chemometrics Intelligent Laboratory Systems**. v.90, p.72-83, 2008.