

Avaliação do potencial da espectrorradiometria difusa na estimativa de atributos físicos de solos da região noroeste Paranaense

Everson Cezar¹
Marcos Rafael Nanni¹
Carlos Antônio da Silva Júnior¹
Roney Berti de Oliveira³
Marcelo Luiz Chicati²
Aline Carvalho Gasparotto¹
Anderson Antônio da Silva¹
Franciele Romagnoli¹

¹ Universidade Estadual de Maringá – UEM
Avenida Colombo, 1790 – Jardim Universitário – Maringá – PR – CEP 87020-900
eversoncezar@yahoo.com.br
marcos.nanni@gmail.com
carlos-junior89@hotmail.com
alinegaspa@hotmail.com
anderson_agrouem@hotmail.com
franciele_romagnoli@hotmail.com

² Universidade Estadual de Maringá – UEM
Campus do Arenito – Rodovia PR 482, Km 45 – Cidade Gaúcha – PR – CEP 87820-000
mlchicati@hotmail.com

³ Universidade do Estado de Mato Grosso – UNEMAT
Campus I, Rod. MT 208, Km 147 – Jardim Tropical – Alta Floresta – MT – CEP 78580-000
roneybertioliveira@gmail.com

Abstract: The objective of this study was to evaluate the possibility of estimating, from its reflected energy, the percentage of silt, sand and clay attributes in soil samples of the northwestern Paraná - Brazil. The sampling depths were 0-0.2 and 0.2-0.8 m. The sampling points were chosen based on a grid of 500 x 500m, which covered the entire work area, totaling 100 points for the superficial horizon and 100 points for the sub-superficial. Spectral readings were obtained in laboratory under controlled conditions and the spectral curves of the samples were related with the attributes through the partial least squares regression (PLSR). The results obtained during the calibration, cross-validation and prediction process for the attributes sand and clay were R² above 0.80, correlation above 0.88 and RPD above 2.3. By contrast, silt presented R² below 0.51. The correlation between the predicted and reference values were lower than 0.72 and the RPD was lower than 1.4. As a result, it is concluded that the findings of the present study demonstrated that only the attributes sand and clay can be estimated in the studied and adjacent areas, formed by the same source materials and under the same forming conditions using the described techniques.

Palavras Chave: Multivariate Analysis; Spectral Curve; Grid; Reflectance; Análise Multivariada, Curva Espectral, Malha de Amostragem, Reflectância

1. Introdução

A necessidade de desenvolvimento de novas técnicas para análises de solo, as quais envolvam menor tempo, custo e que sejam mais limpas, tem aumentando

consideravelmente com a evolução agrícola nacional e internacional. Existe uma grande demanda por uma rápida predição de atributos físicos do ambiente de produção, os quais são empregados no monitoramento ambiental, avaliação da qualidade do solo, agricultura de precisão entre outros (Cohen et al. 2005). Segundo Fiorio and Demattê (2009), além da questão financeira e ambiental, deve-se levar em conta o tempo necessário para se obterem os resultados. Para determinar a granulometria de uma amostra pelo método de Bouyoucos (Bouyoucos 1926), por exemplo, que foi devidamente seca e peneirada, são necessárias 48 h (Sousa Júnior et al. 2011).

Uma das alternativas que vem sendo estudada, com o intuito de contornar tais limitações, diz respeito à substituição dos atuais métodos de laboratório pela espectroscopia de reflectância difusa (DRS), que é uma técnica promissora, não destrutiva, menos onerosa e em alguns casos mais simples e precisa quando comparada às técnicas analíticas convencionais (Batten 1998). Segundo Viscarra Rossel et al. (2006) tal técnica é mais rápida e eficiente em relação as técnicas empregadas quando um grande número de análises e amostras são requeridos. Usando o comprimento de onda do visível, infravermelho próximo e infravermelho médio, pesquisadores de várias partes do mundo têm estimado diversas propriedades do solo como argila, silte e areia obtendo-se acurácia variada para os resultados (Cezar et al. 2012).

No entanto, a utilização de dados espectrais para quantificação dos atributos do solo necessita do apoio de técnicas de análise multivariada, as quais são empregadas para discriminar a resposta dos atributos do solo a partir das características espectrais (Viscarra Rossel et al., 2006). Das técnicas matemáticas disponíveis, a regressão pelos mínimos quadrados parciais (PLSR) tem se destacado, uma vez que seu emprego no estudo das características físicas, química e biológicas dos solos tem apresentado resultados promissores (Lee et al. 2010), além de permitir a avaliação de um grande conjunto de dados. A técnica PLSR aproveita a correlação que existe entre os espectros e o solo, assim, os vetores espectrais resultantes estão diretamente relacionados com os atributos do solo (Geladi and Kowalski 1986). Portanto, o objetivo deste trabalho foi verificar a possibilidade de predição dos atributos granulométricos (silte, areia e argila) a partir do emprego de tais técnicas em solos heterogêneos da região noroeste paranaense (Paraná-Brasil), os quais têm sido empregados em grande parte na produção de cana-de-açúcar.

2. Metodologia de Trabalho

A área de estudos localiza-se no município de Lobato, região noroeste paranaense - Brasil, delimitada pelas coordenadas geográficas 22°57'19'' a 22°52'59'' latitude sul e 52°3'47'' a 51°59'0.7'' longitude oeste, apresentando dimensão de 2.500 há. A altitude média dessa área é de 450 m, tendo como referência o marégrafo de Imbituba e o clima da região é classificado, segundo Köppen (1948), como Cfa. As classes de solo encontradas, de acordo com SiBCS (Embrapa 2006), foram Latossolos Vermelhos, Nitossolos Vermelhos, Argissolos Vermelhos, Cambissolos Háplicos e Neossolos Quartzarênicos (Nanni et al. 2010).

Para análise granulométrica foram coletadas 200 amostras de solo, 100 do horizonte superficial (0-0,2 m) e 100 do subsuperficial (0,2-0,8 m), com base em um *grid* de 500 x 500 m, que foi formado por 100 pontos e recobria 2.500 ha. As amostras foram submetidas às análises para a determinação dos teores de areia total, silte e argila, utilizando-se o método do densímetro (Kiehl 1979). As amostras destinadas à leitura espectral foram secas preparadas de acordo com Epiphânio et al. (1992) e dispostas em placa de Petri para serem submetidas à leitura espectral conforme metodologia descrita por Nanni (2000). Para desenvolver os modelos estatísticos referentes às propriedades

do solo, o total de amostras (200) foi dividido aleatoriamente em dois conjuntos. Um conjunto formado por 150 amostras (conjunto de calibração) foi utilizado para desenvolver equações de predição enquanto outro conjunto formado por 50 amostras (conjunto de validação) foi empregado na validação dos modelos de predição. Os modelos de calibração multivariados foram calculados por regressões pelos mínimos quadrados parciais (PLSR) usando Unscrambler version 10.3 (CAMO, Inc., Oslo, Norway).

Os dados espectrais foram pré-processados para melhorar a estabilidade dos modelos de regressão, como preconizado por Lee et al. (2010). Cada curva espectral foi submetida à correção da linha de base e espalhamento de luz, pelo método Multiplicative Scatter Correction (MSC) conforme Buddenbaum and Steffens (2012). Para redução de ruído foi utilizado Savitzky-Golay Smoothing, (7-pontos) sendo empregada uma equação polinomial de segunda ordem. A habilidade preditiva dos modelos de calibração foi avaliada por meio do cálculo do coeficiente de determinação (R^2), da raiz quadrada do erro médio (RMSEC para calibração, RMSECV para validação cruzada e RMSEP para predição), do erro padrão (SEC para calibração, SECV para validação cruzada e SEP para predição), do erro sistemático (BIAS) e do desvio residual de previsão (RPD), como descrito por Sorensen and Dalsgaard (2005). Para uma qualidade de desempenho analítico, deve ser de no mínimo 3 para aplicações agrícolas, (Janik et al. 2007), enquanto RPDs entre 2 e 3 são considerados “bons”, 1,5 a 2 como médio e < que 1,5 como pobre (Acqui et al. 2010).

3. Resultados e Discussão

A análise granulométrica evidenciou que os teores de areia foram superiores aos de argila em todas as classes de solo, sendo o horizonte A o que apresentou maior concentração (830 g kg^{-1}). Da mesma forma, o atributo silte apresentou maiores valores para os horizontes superficiais, alcançando 70 g kg^{-1} , como demonstrado por meio da Tabela 1.

Tabela 1 Média e desvio-padrão dos atributos determinados para as classes Latossolo Vermelho (LV), Argissolo Vermelho (PV), Nitossolo Vermelho (NV), Cambissolo Háplico (CX) e Neossolo Quartzarênico (RQ)

Classe de solo ⁽¹⁾	Hor. ⁽²⁾	N ⁽³⁾	Areia	Silte	Argila	Desvio padrão		
						Areia	Silte	Argila
			—g kg ⁻¹ —					
LV	A	58	644	33	323	15,73	2,32	14,22
	Bw	58	543	29	428	15,68	2,34	14,39
PV	A	29	762	32	204	9,50	2,29	8,54
	Bt	29	595	23	382	11,41	1,39	10,78
NV	A	8	498	70	433	12,34	2,33	11,11
	B	8	430	55	478	11,75	3,89	15,29
CX	A	4	650	55	295	9,30	1,91	7,55
	Bi	4	565	53	383	15,19	2,22	13,91
RQ	A	1	830	30	140	-	-	-
	C	1	790	100	110	-	-	-

(1) Nomenclatura determinada por Embrapa (2006); ⁽²⁾ Hor.: horizonte; ⁽³⁾ N: número de amostras.

Os modelos de predição determinados por meio de PLSR para os solos da área de estudo durante o estágio de calibração apresentaram bons resultados. A Tabela 2 a seguir demonstra a estatística multivariada de calibração obtida para os solos analisados.

Tabela 2 Estatística de calibração para os parâmetros físicos e químicos das amostras de solo

Atributos	N^1	$R^2_{\text{calc}}{}^2$	RMSEC ³	SEC ⁴	R^5	RPD ⁶	Equação Linear
Areia	150	0,92	43,02	43,17	0,96	3,6	$Y=46,167732+0,921882$
Silte	150	0,51	19,46	19,53	0,72	1,4	$Y=16,88739+0,519738$
Argila	150	0,89	48,66	48,82	0,94	3,0	$Y=42,731018+0,8857663$

¹número de amostras utilizada para realizar a calibração; ²coeficiente de determinação da calibração; ³raiz quadrada do erro médio de calibração; ⁴erro padrão de calibração; ⁵coeficiente de correlação; ⁶desvio residual de previsão.

Os maiores valores de coeficiente de determinação foram encontrados para areia e argila, enquanto que o silte apresentou valor baixo. Esses resultados são semelhantes aos obtidos por Cozzolino and Moron (2003), exceto para o atributo silte, o qual obteve valor inferior ($R^2 = 0,51$). Por outro lado, são superiores (exceção do silte) aqueles encontrados por Hively et al. (2011) durante estudo e mapeamento de propriedades do solo a partir do emprego de imagens hiperespectrais associado a técnica PLSR. Os maiores valores de RMSEC foram encontrados para areia e argila sendo de 43,02 g kg⁻¹ e 48,66 g kg⁻¹ respectivamente (Tabela 2). O RPD apresentou valor igual a 3,6 para areia e 3,0 para demonstrando que os modelos apresentaram grande potencial para medida. Por outro lado, o silte obteve valores de 1,3 e 1,4 respectivamente, sendo considerados pobres para estimativa de tais atributos. O grau de previsibilidade dos modelos de predição dos atributos do solo gerados durante a etapa de calibração, assim como o melhor número de fatores PLSR a ser empregado, foi testado por meio da validação cruzada. Os resultados da estatística multivariada obtidos na fase de validação cruzada dos modelos de predição são apresentados no Tabela 3 a seguir.

Tabela 3 Estatística de validação cruzada para os parâmetros físicos e químicos das amostras de solo

Atributos	N^1	$R^2_{\text{calc}}{}^2$	RMSECV ³	SECV ⁴	r^5	RPD ⁶	Equação Linear
Areia	150	0,82	66,97	67,39	0,90	2,3	$Y=78,153198+0,8727372$
Silte	150	0,42	21,31	21,38	0,65	1,3	$Y=18,574852+0,4648825$
Argila	150	0,78	68,59	68,80	0,88	2,1	$Y=52,966484+0,8531$

¹número de amostras utilizada para realizar a validação cruzada; ²coeficiente de determinação da validação cruzada; ³raiz quadrada do erro médio da validação cruzada; ⁴erro padrão da calibração cruzada; ⁵coeficiente de correlação.; ⁶Desvio residual de previsão.

A areia e argila apresentaram menores valores de coeficiente de determinação durante a fase de validação cruzada, com 0,82, 0,78 e 0,82 respectivamente (Tabela 3). O resultado encontrado para argila foi inferior ao descrito por Lee et al. (2009) e Bilgili et al. (2010), e superior aqueles obtidos por Acqui et al. (2010) e Hively et al. (2011). Com relação à fração areia, os resultados estatísticos multivariados para predição mostraram-se superiores aos encontrados pelos autores supracitados. O RMSECV foi maior para areia (66,97 g kg⁻¹) e argila (68,80 g kg⁻¹), assim como o SECV. Os valores de RPD (2,3 para areia e 2,1 para argila) demonstraram que os modelos obtidos durante a validação cruzada foram considerados bons, com exceção do silte que obteve valor igual a 1,3. Esses resultados são corroborados através dos gráficos de dispersão apresentados pela Figura 1.

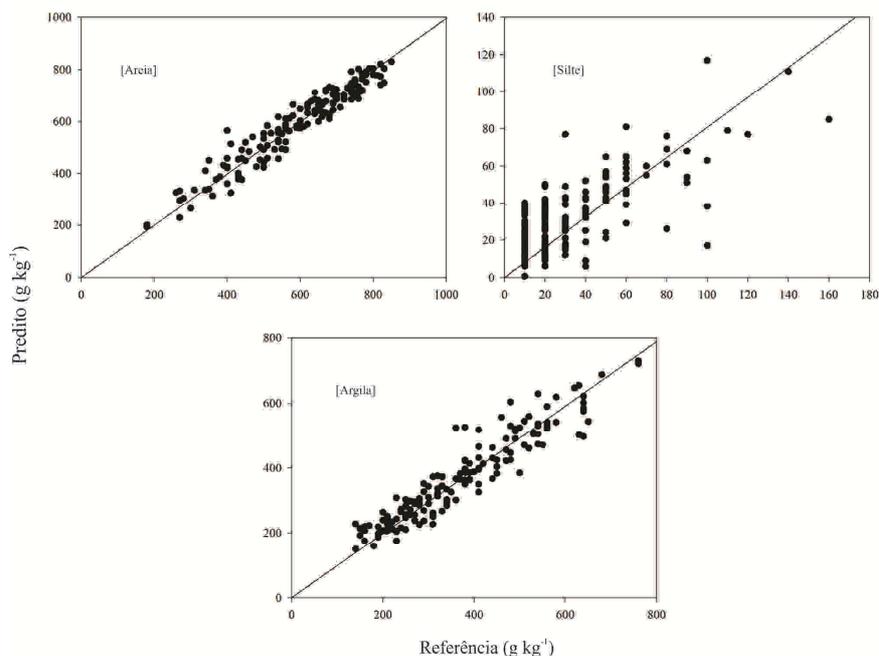


Figura 1. Relação entre atributos físicos e químicos medidos por procedimento padrão em laboratório e preditos por espectrorradiometria difusa associada à técnica PLSR durante a fase de validação cruzada.

Com o intuito de se avaliar a real capacidade dos modelos de predição na estimativa de atributos do solo, os mesmos foram testados com um conjunto de dados espectrais diferente daquele empregado na fase de calibração e validação cruzada. Os resultados da estatística multivariada para predição são apresentados no Tabela 4 a seguir.

Tabela 4 Estatística de predição para os parâmetros físicos e químicos das amostras de solo

Atributos	N^1	$R^2_{calc}^2$	RMSEP ³	SEP ⁴	r^5	RPD ⁶	Equação Linear
Areia	50	0,90	56,16	53,91	0,95	3,0	$Y=70,147781+0,8679134$
Silte	50	0,31	19,33	19,53	0,56	1,1	$Y=12,79654+0,5985766$
Argila	50	0,89	52,05	52,62	0,94	3,0	$Y=29,073448+0,9084092$

¹número de amostras utilizada para realizar a predição; ²coeficiente de determinação da predição; ³raiz quadrada do erro médio da predição; ⁴erro padrão da predição; ⁵coeficiente de correlação.; ⁶Desvio residual de previsão.

Assim como descrito anteriormente nas etapas de calibração e validação cruzada, foi observado que a areia e argila foram os atributos que apresentaram melhor capacidade de estimativa, assim como, uma melhor correlação entre os atributos estimados pela técnica PLSR associada à espectrorradiometria e aqueles determinados em laboratório por meio de técnicas analíticas tradicionais. O coeficiente de determinação igual a 0,90 para areia e 0,89 para argila superiores aos encontrados por Awiti et al. (2008) e Sankey et al. (2008). O silte embora tenham apresentado valor igual 19,33 g kg⁻¹ de RMSEP assim como erro sistemático de predição baixo, obtiveram coeficiente de determinação e de correlação insatisfatórios, ficando abaixo daqueles alcançados por Cohen et al. (2005) e Bilgili et al. (2010). O RPD encontrado para areia e argila foi igual a 3,0 demonstrando assim a qualidade dos modelos, e um grande potencial nas medidas de predição, segundo Acqui et al. (2010). Resultados contrários foram encontrados para o silte o qual apresenta RPD igual a 1,1. A seguir são apresentados os gráficos de dispersão (Figura 2), os quais demonstram haver

proximidade entre os resultados e a reta 1:1 quando considerados os atributos areia e argila.

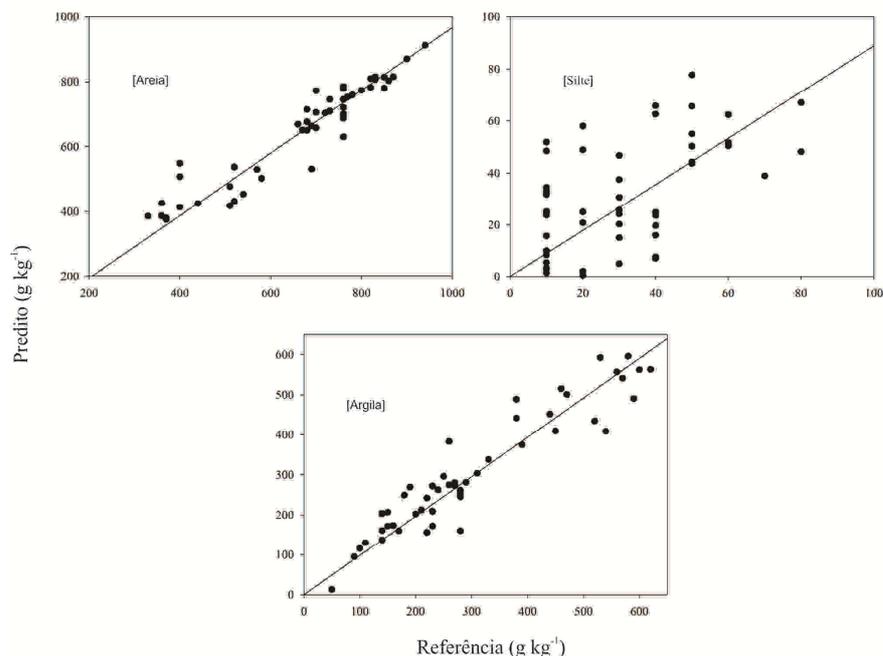


Figura 2. Relação entre atributos físicos e químicos medidos por procedimento padrão em laboratório e preditos por espectrorradiometria difusa associada à técnica PLSR durante a fase de predição.

Os resultados de correlação obtidos entre os valores de referência e preditos foram superiores para a areia (0,95) e argila (0,94) concordando com aqueles obtidos na fase de calibração e cross validação, demonstrando mais uma vez, a real possibilidade de predição dos mesmos por meio do uso de espectrorradiometria difusa associada à técnica PLSR. Contrariamente, a correlação para o atributo silte (0,56) foi fraca, indicando a falta de ajustamento dos modelos ao conjunto de dados.

4. Conclusão

Os modelos de predição calibrados e cross validados apresentaram melhores resultados estatísticos para os atributos areia e argila, bem como os resultados estimados na fase da validação para estes elementos.

É possível estimar areia e argila a partir do emprego de espectrorradiometria difusa associada à técnica PLSR.

Referências Bibliográficas

- Acqui, L. P., Pucci, A., & Janik, L. J. (2010). Soil properties prediction of western Mediterranean islands with similar climatic environments by means of mid-infrared diffuse reflectance spectroscopy. **European Journal of Soil Science**, doi: 10.1111/j.1365-2389.2010.01301.x
- Batten, G. D. (1998). Plant analysis using near infrared reflectance spectroscopy: The potential and the limitations. **Australian Journal of Experimental Agriculture**, doi: 10.1071/EA97146
- Bilgili, A. V., van Es, H. N., Akbas, F., Durak, A., & Hively, W. D. (2010). Visible-near infrared reflectance spectroscopy for assessment of soil properties in a semi-arid area of Turkey. **Journal of Arid Environments**, doi: 10.1016/j.jaridenv.2009.08.011

Bouyoucos, G. J. (1926). Estimation of the colloidal material in soils. **Science**, doi: 10.1126/science.64.1658.362

Buddenbaum, H., & Steffens, M. (2012). The effects of spectral pretreatments on chemometric analyses of soil profiles using laboratory imaging spectroscopy. **Applied and Environmental Soil Science**, doi: 10.1155/2012/274903

Cezar, E., Nanni, M. R., Chicati, M. L., Souza Júnior, I. G., & Costa, A.C.S. (2012). Evaluation and quantification of the fractions silt, sand and clay by diffuse reflectance spectroscopy. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, doi: 10.1590/S0100-06832012000400010

Cohen, M. J., Prenger, J. P., & Debusk, W.F. (2005). Visible-Near infrared reflectance spectroscopy for rapid, non-destructive assessment of wetland soil quality. **Journal of Environmental Quality**, 34(4),1422–1434.

Cozzolino, D., & Morón, A. (2003). The potential of near-infrared reflectance spectroscopy to analyse soil chemical and physical characteristics. **Journal of Agricultural Sciences**, doi: 10.1017/S0021859602002836

Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (EMBRAPA). (1997) **Manual de métodos de análises de solo**, Rio de Janeiro: EMBRAPA.

Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (EMBRAPA). (2006). **Sistema brasileiro de classificação de solos**, Brasília: EMBRAPA.

Epiphânio, J. C. N., Formagio, A. R., Valeriano, M. M., & Oliveira, J. B. (1992). Comportamento espectral dos solos do estado de São Paulo. <http://mtc-m12.sid.inpe.br/col/sid.inpe.br/iris@1912/2005/07.19.05.42.50/doc/publicacao.pdf>. Accessed 5 January 2014.

Fiorio, P. R., Demattê, J. A. M., Nanni, M. R., & Formaggio, A. R. (2010). Spectral differentiation among soils using spectral data from laboratory and orbital sensor. **Bragantia**, doi: 10.1590/S0006-87052010000200025

Geladi, P., & Kowalski, B. R. (1986). Partial least-squares regression: a tutorial. **Analytica Chimica Acta**, doi: 10.1016/0003-2670(86)80028-9

Hively, W. D., McCarty, G. W., Reeves, J. B., Lang, M. W., Oesterling, R. A., & Delwiche, S. R. (2011). Use of airborne hyperspectral imagery to map soil properties in tilled agricultural fields. **Applied and Environmental Soil Science**, doi: 10.1155/2011/358193

Kiehl, E. J. (1979). **Manual de edafologia - Relações solo-planta**. São Paulo: Agronômica Ceres.

Köppen, W. M. (1948). Climatologia: Con un studio de los climas de la tierra. **México: Fondo de Cultura Económica**.

Lee, K. S., Lee, D. H., Sudduth, K. A., Chung, S. O., Kitchen, N. R., & Drummond, S. T. (2009). Wavelength identification and diffuse reflectance estimation for surface and profile soil properties. **Transactions of the ASABE**, doi: 10.13031/2013.27385

Lee, K. S., Sudduth, K. A., Drummond, T. S., Lee, D. H., Kitchen, N. R., & Chung, S. O. (2010). Calibration methods for soil property estimation using reflectance spectroscopy. **Transactions of the ASABE**, doi: 10.13031/2013.30059

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., Cezar, E., Chicati, M. L., Hata, F. T., Oliveira, R. B., & Demattê, J. A. (2010). Landscape unit discrimination for pedological surveys by orbital spectral response. *Acta Scientiarum. Agronomy*, doi: 10.4025/actasciagron.v32i3.6144

Sorensen, L. K., & Dalsgaard, S. (2005). Determination of clay and other soil properties by near infrared spectroscopy. **Soil Science Society of America Journal**, doi: 10.2136/sssaj2005.0159

Sousa Júnior, J. G. A., Demattê, J. A. M., & Araújo, S. R. (2011). Terrestrial and orbital spectral models for the determination of soil attributes: potential and costs. **Bragantia**, doi: 10.1590/S0006-87052011000300017

Viscarra-Rossel, R. A., Walvoort, D. J. J., Mcbratney, A. B., Janik, L. J., & Skjemstad, J. O. (2006). Visible, near infrared, mid infrared or combined diffuse reflectance spectroscopy for simultaneous assessment of various soil properties. **Geoderma**, doi: 10.1016/j.geoderma.2005.03.007