

Caracterização espectral de solos utilizando espectrorradiômetro em laboratório e imagem de satélite hiperespectral

Daniel Pontes de Oliveira^{1,2}

Javier Pulido¹

Marston Hércules Domingues Franceschini¹

Priscilla Alves da Costa^{1,2}

Gustavo Pais de Arruda¹

José Alexandre Melo Demattê¹

Carlos Roberto de Souza Filho³

Luiz Eduardo Vicente⁴

¹ Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz” – ESALQ/USP
Caixa Postal 96 – 13416-000 – Piracicaba – SP, Brasil
daniel_pontes78@hotmail.com

² Universidade Federal do Ceará – UFC
Caixa Postal 12.168 – 60021-970 – Fortaleza – CE, Brasil

³ Instituto de Geociências – IG/UNICAMP
13983-970 – Campinas – SP, Brasil

⁴ Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária – EMBRAPA/CNPM
13070-115 - Campinas - SP, Brasil

Abstract: Data obtained with hyperspectral remote sensors have the advantage of containing a great spectral resolution, offering more details about spectral behavior of a particular target. The use of these images show high potential to describe soil mineralogical attributes. The main objective of this study was to obtain the spectral and mineralogical attributes of soils using hyperspectral satellite imagery and with data acquired at ground level; evaluation of a supervised classification routine for determination of soils texture; and estimate clay using multivariate analysis. Soil samples were collected at a 0-20cm depth and spectral measurements, texture and mineralogy analysis were made. Using GIS software, image processing and statistical packages, the information obtained in the laboratory has been analyzed. The use of hyperspectral imagery enhanced the mineralogical characterization of the studied area. The maximum likelihood classification algorithm showed great skill in distinguishing between four textures class created with the aim of hyperspectral data. The statistical method PLSR provided a satisfactory prediction of clay and sand, using data collected in the laboratory, with high coefficients of determination and low error values (RMSE).

Palavras-chave: remote sensing, image processing, geology, sensoriamento remoto, processamento de imagens, geologia.

1. Introdução

O sensoriamento remoto é a área do conhecimento que engloba um conjunto de tecnologias que visam à aquisição de informações de um alvo por intermédio de sensores

(Papa, 2009). No caso da agricultura, os alvos de interesse são áreas de cultivo, reflorestamento, pastagens e solos. Os sensores utilizados para a obtenção de informações podem estar localizados em diferentes níveis, a bordo de um satélite, avião e também em laboratórios, apresentando vantagens e desvantagens. Como no caso de sensores multiespectrais a bordo de satélites (TM, CCD e Aster), que apresentam uma baixa resolução espectral e desta forma omitem e/ou não detalham bem as feições diagnósticas importantes, tratando-se dos argilominerais (Pizarro et al., 2001; Demattê et al., 2004; Breunig, 2008); no entanto, apresentam informações de grandes áreas. No caso dos sensores hiperespectrais de laboratório, estes apresentam a vantagem de operarem com condições atmosféricas controladas, alta resolução espectral, mas mostram apenas uma informação pontual.

Neste sentido, o ideal seria um sensor que tivesse uma boa resolução espacial e espectral, pois sabe-se que o uso de imagens de satélite mostra-se como uma importante ferramenta, na exploração geológica e mineral, minimizando custos na etapa exploratória (Schowengerdt e Robert al. 1997), como também para estudos de solos. Em virtude do que foi comentado anteriormente, no ano de 2000, foi lançado o satélite Earth Observing-1, com o sensor Hyperion (220 bandas) que integra parte do programa de tecnologias revolucionárias da NASA, que constitui uma nova etapa de aquisição de dados, denominado de sensoriamento remoto Hiperespectral (Pizarro et al., 2001).

Uma das grandes vantagens do uso de sensores hiperespectrais no estudo de minerais presentes no solo, deve-se a sua capacidade para discriminar padrões de absorção espectral específicos para ligações químicas de uma determinada espécie mineral. Em estudo realizado por Kruse et al. (2003) tais sensores permitiram a identificação de minerais como alunita, illita, clorita, caolinita, epidota, óxidos entre outros. Em se tratando do estudo das feições espectrais de solos, há uma gama de trabalhos realizados em nível de laboratório com espectrorradiômetros em que são evidentes as feições de absorção dos minerais já citados (Vicente & Souza Filho, 2010; Demattê et al., 2004; Demattê et al., 1998; Epiphanyo et al., 1992; Clemente et al, 2000), devido a uma maior resolução espectral do sensor. Conforme Demattê et al., (1999) uma das maneiras de melhor entender as variações nos dados espectrais em nível orbital, é conhecer inicialmente, os solos pela radiometria em laboratório, que reflete a realidade mais próxima do objeto em estudo.

Sendo assim, o presente trabalho teve como objetivo caracterizar espectral e mineralogicamente uma faixa de solos situados entre os municípios de Limeira a Capivari no Estado de São Paulo utilizando uma imagem hiperespectral Hyperion obtida em nível orbital e também com o uso de sensor hiperespectral em nível de laboratório. Foi avaliada a aplicabilidade de tal imagem para uma rotina de classificação supervisionada da textura do solo nessa região e também a predição dos teores de argila com base em análises estatística multivariada em função das curvas espectrais de amostras de solos.

2. Metodologia de Trabalho

2.1. Caracterização da área

A área de estudo está localizada entre os municípios de Limeira e Capivari, estado de São Paulo, totalizando cerca de 81575 hectares (Figura 1). O clima da região, de acordo com a classificação de Köppen, é do tipo Cwa, mesotérmico, tropical com inverno seco e verão chuvoso (Sentelhas et al., 1998). O local distribui-se ao longo de uma área com litologia complexa composta por basalto, arenito e folhelhos.

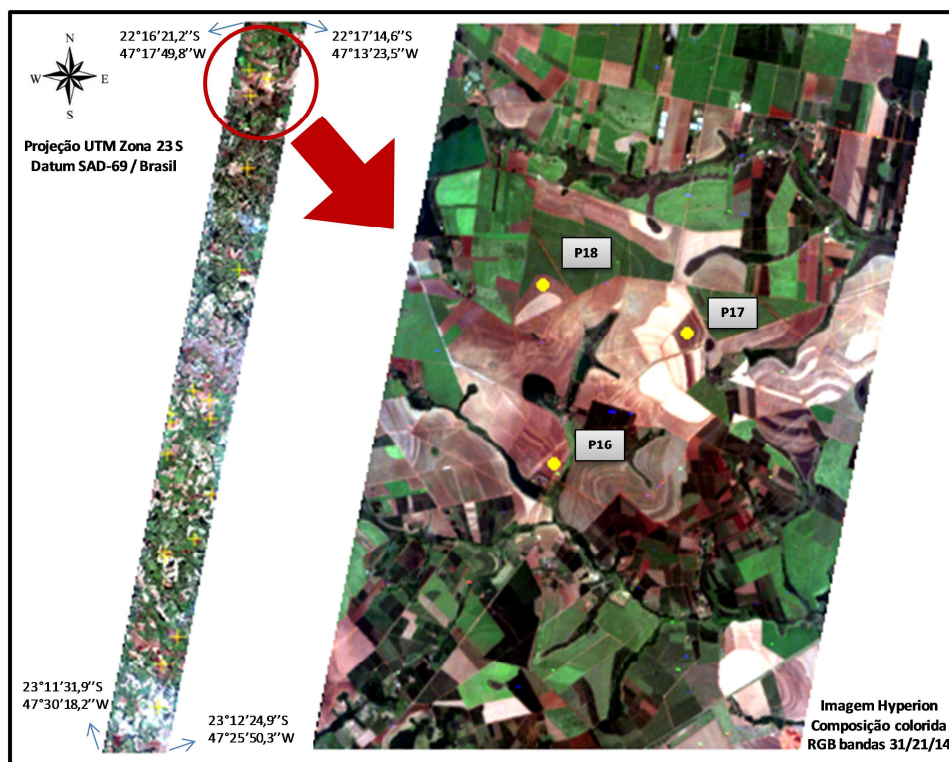


Figura1 – Imagem Hyperion apresentando a região de estudo.

2.2. Análises do solo e processamento dos dados obtidos

As informações espectrais do local, em nível orbital, foram obtidas através de imagem feita pelo sensor *Hyperion*, instalado no satélite EO-1 (*Earth Observing-1*) da NASA. A imagem foi capturada pelo sensor a 705 km de altitude, em relação ao nível do mar, sendo esta caracterizada por uma alta resolução espectral, 220 bandas nos comprimentos de onda de 400 a 2500 nm, com resolução espacial de 30 metros.

Mapas geológicos e de solos, nível de reconhecimento, para a região e a imagem de satélite foram tomados como base para o estabelecimento de locais para amostragem de solo, em parcelas com solo exposto, escolhendo-se pontos com material de origem e granulometria (textura) diferentes, a fim de se obter amostras que descrevessem de forma adequada a variabilidade dos solos na região.

As parcelas com solo exposto foram identificadas de forma empírica, de acordo com o comportamento espectral do solo na imagem obtida pelo sensor orbital. Tendo sido identificados pontos com solo exposto nos locais de interesse, amostras de solo foram coletadas em 18 pontos, somente na camada superficial (de 0-20 cm de profundidade).

As amostras coletadas foram secas à 45°C por 24 horas, sendo posteriormente moídas e tamizadas em peneira de 2 mm. Em seguida as amostras seguiram para laboratório, a fim de se realizar análise granulométrica, pelo método do densímetro, proposto por Bouyoucos (1927), separando e quantificando o teor das frações argila (< 0,002 mm), areia (> 0,02 mm) e silte (diâmetro entre 0,002 e 0,02 mm) na amostra; posteriormente as amostras foram classificadas em classes texturais (EMBRAPA, 2007). A cor do solo foi determinada por colorimetria.

Foi realizada uma classificação supervisionada do atributo textura do solo na área de estudo, com uso do software ENVI 4.5. Criou-se uma máscara com uso de índice de

vegetação para que fosse aplicada na imagem de forma a ser classificando apenas áreas com solo exposto, eliminando-se área com vegetação, rios e área urbana. Foi aplicado o algoritmo da Máxima Verossimilhança após divisão de 4 agrupamentos texturais com base nos teores de argila obtidos em análise granulométrica, sendo tais grupos: (1) textura arenosa, argila < 15%; (2) média, entre 16 e 35%; (3) argilosa, entre 36 e 60%; e (4) muito argilosa, argila >60% (EMBRAPA, 2007).

Leituras espectrais das amostras foram feitas em laboratório, de acordo com metodologia descrita por Bellinaso (2009), utilizando espectrorradiômetro FieldSpec Pro (Analytical Spectral Devices Inc., Boulder, Colorado, EUA), com medições na faixa de 350 a 2500 nm e resolução espectral de 1 nm.

Com base nas leituras espectrais, feitas em laboratório, e nos resultados das análises de solo convencionais, foram obtidos modelos de quantificação dos teores de argila e de areia, para a área. Para isto, os dados de reflectância foram transformados como descrito por Viscarra-Rossel et al. (2009), a fim de eliminar ruídos e simplificar a interpretação e aplicação dos modelos gerados. Desta forma os valores de reflectância foram centrados pela média (*mean centred*) e transformados de reflectância para logaritmo do inverso da reflectância ($\log 1/R$), sendo também submetidos ao filtro de *Savitsky-Golay*, depois de obtida a primeira derivada.

Para a obtenção dos modelos de quantificação dos teores de argila e areia foi utilizado o método de regressão por Mínimos Quadrados Parciais (*Partial Least Squares Regression - PLSR*), de acordo com metodologia descrita por Wold (1982).

A validação cruzada *leave-one-out* foi empregada na determinação do número ótimo de fatores do PLSR usados para a calibração do modelo. A escolha dos modelos utilizados para predição dos atributos foi feita comparando-se os seguintes parâmetros da validação cruzada: coeficiente de determinação (R^2), raiz do erro médio quadrático (RMSE), erro médio (ME) e desvio padrão do erro (SDE).

Para caracterização mineralógica, foram selecionadas 8 amostras, com base nas cores mais representativas distribuídas ao longo da área, seguiu-se a metodologia proposta por Jackson (1969). Inicialmente foi removida a matéria orgânica e posteriormente realizou-se a remoção dos óxidos de ferro.

3. Resultados e discussão

Na região do SWIR as bandas de 2165 nm evidenciaram a presença de caulinita como descrito por Cudahy (1997). Através do espectro VIS-NIR e SWIR detectou-se também presença de caulinita e goethita expressas através de feições de absorção nas bandas de 980 nm, 1050 nm, 1100 nm, 2165 nm, 2185 nm, sendo estas obtidas por sensor em laboratório, processadas para a obtenção de sua primeira derivada para ser comparada com os valores espectrais obtidos através de sensor orbital Hyperion (Figura 2).

Quanto aos resultados obtidos pelos difratogramas (dados não apresentados) da fração argila, observa-se que a região apresenta mineralogia essencialmente caulínica com incidência de gibbsita e hematita corroborando com os resultados apresentados pelas curvas espectrais. Analisando as curvas espectrais, nota-se claramente uma variação na intensidade das reflectâncias destas. A variação observada nas curvas 1, 3 e 19, apresentando altas reflectâncias são devidos aos elevados teores de quartzo presentes nas amostras (White, 1997) e baixos conteúdos de matéria orgânica (Demattê et al., 2003), que pode ser comprovado pelos dados apresentados na Tabela 1.

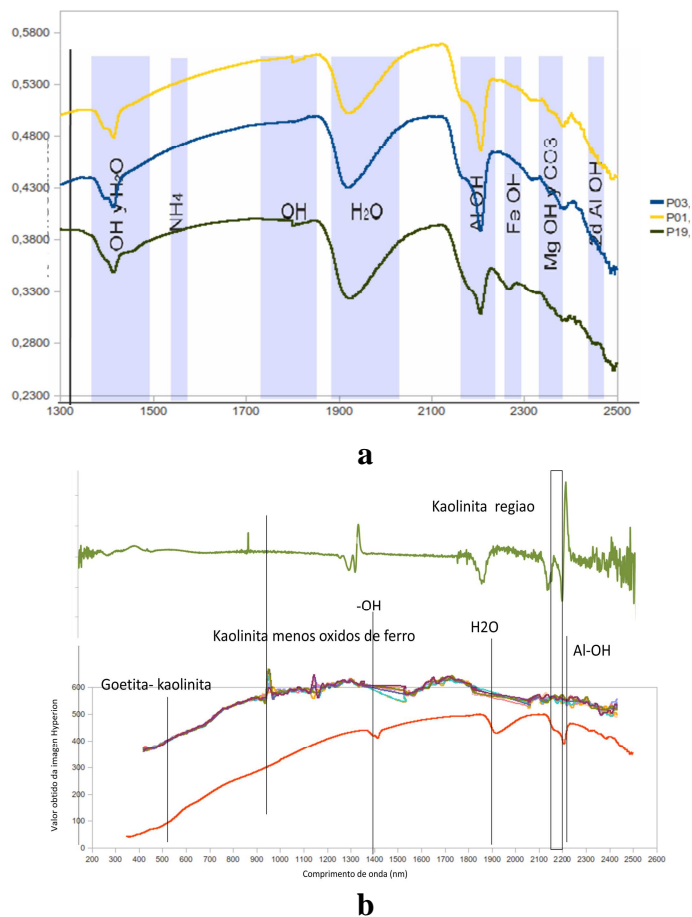


Figura 2. Caracterização de leituras espectrais de três amostras (P1, P3 e P19) obtidas por espectrorradiômetro de laboratório (a). Comportamento espectral de solos em imagem Hyperion, em laboratório e sua primeira derivada (b).

Tabela 1. Teores de argila, silte e areia; e cor do solo de acordo com sistema Munsell*.

Amostras	Argila	Silte	Areia	Matiz	Valor	Croma
		%			Munsell	
1	11,3	5,6	83,1	8	4,4	1,9
2	64,8	12,4	22,8	2,5	3,7	2,6
3	10,0	9,1	80,8	7,4	5	2,6
4	62,2	8,5	29,3	3,6	3,9	2,6
5	40,5	13,1	46,4	3,3	3,7	2,4
6	36,5	12,4	51,1	3,5	3,8	2,5
7	35,2	9,9	54,9	3,7	3,8	2,6
8	52,0	17,6	30,4	2,6	3,7	2,6
9	36,7	9,8	53,5	4,2	4	2,7
10	13,9	19,4	66,7	5,9	4,7	3,3
11	25,5	46,9	27,6	3,9	3,6	2,7
12	50,7	19,1	30,2	5,7	4,2	2,4
13	62,1	14,5	23,4	3,3	3,9	2,9
15	62,6	14,0	23,5	1,5	3,7	3
16	36,8	36,7	26,6	3,4	3,8	2,7
17	39,1	7,5	53,4	6,3	4,2	2,3
18	51,9	13,7	34,5	3,7	3,6	2,1
19	45,5	17,8	36,7	5,2	4,4	3,1

*Valores de matiz correspondentes à YR no sistema Munsell.

A classificação supervisionada realizada em toda a área apresentou resultado coerente quando realizada uma comparação visual (validação quantitativa) entre a imagem com composição cor real e a imagem classificada (Figura 3). A observação do comportamento espectral um pixel representativo de cada uma das quatro classes também pode inferir sobre o bom resultado obtido (Figura 4), demonstrando que o uso das imagens obtidas por sensores hiperespectrais na aplicação dessa técnica facilita a distinção entre os diferentes grupos elaborados, devido ao grande número de bandas utilizadas pelo algoritmo aplicado na classificação.

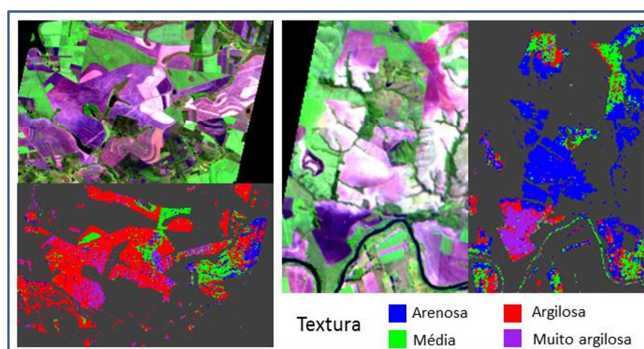


Figura 3. Resultado ilustrativo da classificação supervisionada.

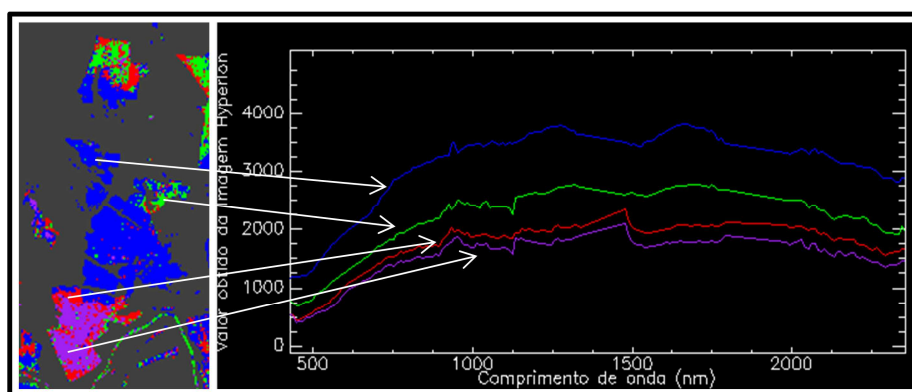


Figura 4. Exemplos de curvas espectrais de cada uma das classes texturais classificadas.

Quanto à estimativa da textura do solo através de espectro foram obtidos coeficientes de regressão (R^2) elevados entre os atributos do solo (argila e areia) determinados em laboratório e os preditos com base no espectro, através dos modelos gerados por PLSR (Figura).

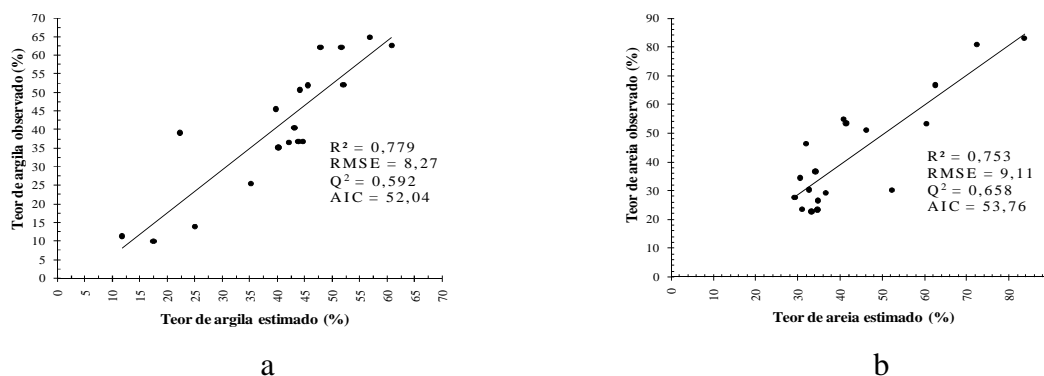


Figura 5. Gráficos de correlação entre valores de argila (a) e areia (b) determinados em laboratório e preditos através do comportamento espectral do solo.

Os valores de raiz do erro médio quadrático (RMSE) foram baixos mesmo considerando o pequeno número de amostras utilizadas para gerar os modelos. Para os teores de argila os valores de RMSE dos modelos variaram de 13,78% (1 fator na PLSR) à 8,27% (7 fator na PLSR) e para a predição de argila os valores de RMSE foram de 14,30% (1 fator na PLSR) à 9,11% (7 fatores na PLSR). Testes de quantificação utilizando os dados espectrais obtidos por satélite foram realizados, mas os resultados obtidos não foram tão satisfatórios quanto os observados em laboratório, provavelmente devido à interferência atmosférica.

4. Conclusões

O uso de sensores hiperespectrais potencializou a caracterização mineralógica das amostras da região de estudo com identificação dos minerais hematita, goethita e caulinita. O algoritmo de classificação máxima verossimilhança demonstrou grande capacidade de distinção de quatro classes texturais criadas pelo uso da imagem hiperespectral. O método estatístico PLSR proporcionou uma predição de teores de argila e de areia, através de dados coletados em laboratório, com elevados coeficientes de determinação e baixos valores de erro (RMSE).

Referências Bibliográficas

- BOUYOUCOS, G.J. The hydrometer method improved for the mechanical analysis of soil. **Soil Science**, v. 23, p. 343-353, 1927.
- BREUNIG, F. M. Dados de reflectância e emissividade do sensor Áster/Terra aplicados ao estudo de solos quartzosos. 2008. 181 p. Dissertação (Pós-graduação em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2008.
- CAMARGO, O.A.; MONIZ, A.C.; JORGE, J.A.; VALADARES, J.M.A.S. **Métodos de Análise Química, Mineralógica e Física de Solos do Instituto Agronômico de Campinas**. Campinas, Instituto Agronômico, 2009. 77 p. (Boletim técnico, 106, Edição revista e atualizada)
- CLEMENTE, C. A.; DEMATTÊ, J.A.M.; MAFRA, A.L.; BENTIVENHA, S.R.P. Reflectância espectral e mineralogia de materiais formados sobre diabásio. **Scientia Agricola**, v. 57, n. 1, 2000. Disponível em: . Acesso em: 19/11/2010.
- CUDAHY T.J. & RAMANAIDOU E.R. Measurement of the hematite:goethite ratio using field visible and near-infrared spectrometry in channel iron deposits, Western Australia. **Australian Journal of Earth Sciences**. v. 44, p. 411-420. 1997.
- DEMATTÊ, J. A. M.; SOUSA, A. A.; NANNI, M. R. Avaliação espectral de solos e argilo-minerais em função dos diferentes níveis de hidratação. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR) 9., 1998, Santos. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 1998. Artigos, p. 1295-1298. Disponível em: <http://marte.dpi.inpe.br/col/sid.inpe.br/deise/1999/02.11.09.54/doc/12_23p.pdf> Acesso em : 19/11/2010
- DEMATTÊ, J.A.M. Reflectância espectral de solos. Piracicaba, Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, 1999. 451p. (Tese de Livre Docência)
- DEMATTÊ, J.A.M.; EPIPHANIO, J. C. N.; FORMAGGIO, A. R. Influência da matéria orgânica e de forma de ferro na reflectância de solos tropicais. **Bragantia**, v. 62, n. 3, p. 451-464. 2003.
- DEMATTÊ, J. A. M.; TOLEDO, A. M. A.; SIMÕES, M. S. Metodologia para reconhecimento de três solos sensores: Laboratorial e orbital. **Revista Brasileira de Ciências do Solo**, n. 28, p. 877-889. 2004.
- EPIPHANIO, J. C. N.; FORMAGGIO, A. R.; VALERIANO, M. M.; OLIVEIRA, J. B. Comportamento espectral de solos do estado de São Paulo. São José dos Campos: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 1992. 132 p. (INPE-5424-PRP/172).
- JACKSON, M.L. Soil chemical analysis — Advanced course. Madison, University of Wisconsin, 1969. 895 p.

- KRUSE, F. A., BOARDMAN, J. W., HUNTINGTON, J. F. Comparison of airborne hyperspectral data and EO-1 Hyperion for mineral mapping. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, v. 41, n.6, p. 1388-1400, 2003.
- PAPA, R. A. Comportamento espectro temporal da cultura do feijão por meio de dados obtidos por espectro radiometria, câmera digital e imagem Áster. 2009. 132 p. Dissertação (Mestrado em Ciências Agrárias) – Faculdade de Agronomia e Medicina Veterinária, Universidade de Brasília, Brasília. 2009.
- PIZARRO, M. A.; EPIPHANIO, J.C.N.; GALVÃO, L. S. Caracterização Mineralógica de solos tropicais por sensoriamento remoto. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 36, n. 10, p. 1277-1286, 2001.
- SENTELHAS, P.C.; MARIN, F.R.; PEREIRA, R.; ANGELOCCI, I.R.; VILA NOVA, N.A.; BARBIERI, V. 1998. **Análise de dados climáticos e do balanço hídrico climatológico de Piracicaba (1917-1997)**. Piracicaba: DFM, ESALQ. 81p.
- SCHOWENGERDT & ROBERT A.,1997. **Remote Sensing: Models and Methods for Image Processing (2nd ed.)**. New York: Academic Press. 522 p.
- VICENTE, L. E.; SOUZA FILHO, C. R. Detecção de quartzo e argilo-minerais para o monitoramento de degradação de terras a partir de dados do infravermelho termal do sensor Áster. **Revista Brasileira de Geofísica**, v. 2, n. 28, p. 229-247. 2010.
- VISACARRA-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**. n. 150 p. 253–266. 2009.
- VAN DER MEER F.D.; DE JONG S.M. **Imaging spectrometry: basic principles and prospective applications**. ISBN: 1-4020-0194-0. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht. 2004. 425 p.
- WHITE, K.; WALDEN, J.; DRAKE, ECKART, F.; STELLE, J. Mapping the Iron Oxide Content of Dune Sands, Namib Sand Sea, Namibia, Using Landsat Thematic Mapper Data. **Remote Sensing Environment**, n 62, p. 30-39. 1997.
- WOLD, H. 1982. Soft modeling. **The basic design and some extensions**. In: Joreskog, K.-G., Wold, H. (Eds.), *Systems Under Indirect Observation*, Vols. I and II. North-Holland, Amsterdam (Chapter 1 of Vol. II).
- XUDONG Z.; NICOLAS H.; YOUNAN.; KING, R. L. “Soil Texture Classification Using Wavelet Transform and Maximum Likelihood Approach”, in *Proceedings of IEEE International Geoscience & Remote Sensing Symposium*, IGARSS 2003, vol. 4, p. 2888-2890, July 2003.