

Equações Discriminantes para Solos, Utilizando Variáveis Espectrais

PETERSON RICARDO FIORIO¹
JOSÉ ALEXANDRE M. DEMATTÊ²
MARCOS RAFAEL NANNI³
ANTÔNIO ROBERTO FORMAGGIO⁴
JOSÉ CARLOS NEVES EPIPHANIO⁴

UNIOESTE – Universidade Estadual do Oeste do Paraná
Caixa Postal 91 – 85960-000 – Marechal Cândido Rondon – PR, Brasil
fiorio@unioeste.br

²ESALQ – Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz
Caixa Postal 09 - 13418-900 – Piracicaba – SP, Brasil
jamdemat@esalq.usp.br

³UEM – Universidade Estadual de Maringá
mrnanni@uem.br

⁴INPE – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
Caixa Postal 515 – 12227-010 – São José dos Campos – SP, Brasil
{formag, epiphani}@ltid.inpe.br

Abstract. The objective of the present work was to generate and evaluate discriminant equations for each studied soil using spectroradiometric data obtained at lab conditions. The soils were from Barra Bonita, SP. A sampling grid was established (100 m x 100 m) and soil samples were collected in two depths (0-20 cm and 80-100cm) for spectral and laboratory pedological analyses. The grid points were georeferenced using Geographic Position System. Reflectance data were obtained with the laboratory spectroradiometer (450 to 2500 nm). The discriminant equations were generated by statistical treatment. From the seventy initial variables from laboratory data, fifty six were selected to generate the models of the equations. The equations had gotten a 81% coefficient of accuracy.

Keywords: discriminant equations, reflectance, remote sensing, soil survey, equações discriminantes, reflectância, sensoriamento remoto, levantamento de solos.

Introdução

Os solos são extremamente susceptíveis às mudanças impostas pelas ações antrópicas. Dessa forma, o conhecimento da sua distribuição espacial, bem como dos seus atributos, tornam-se importantes informações para o correto manejo. Demattê (1999), em estudo com cana-de-açúcar, verificou que, em solos com alta suscetibilidade à erosão, o uso agrícola sem os adequados cuidados de manejo causou assoreamento numa represa presente na área de estudo.

A caracterização e o estudo dos solos são a base dos mapeamentos pedológicos; entretanto, em geral os levantamentos brasileiros de solos estão em escalas muito generalizadas e, assim, muitas vezes não conseguem suprir as necessidades de informações para o emprego de alta tecnologia na agricultura, visando maior produtividade com menor degradação (Demattê & Garcia, 1999).

Com o advento de novos sensores e a intensificação da utilização de modernas tecnologias na agricultura, as técnicas de sensoriamento remoto vêm sendo estudadas visando avaliar seu potencial para auxiliar na melhoria dos mapeamentos pedológicos. Segundo Coleman et al. (1993), vários estudos vêm buscando identificar bandas do espectro eletromagnético que melhor detectem as diferenças entre os solos e identifiquem propriedades importantes para o mapeamento, permitindo assim, discriminá-los e classificá-los.

Demattê & Garcia (1999) concluíram que as análises discriminantes foram significativamente eficientes na discriminação entre o Latossolo Bruno e a Terra Bruna Estruturada, utilizando dados espectrais de laboratório, com 13 bandas, entre 684 nm e 2.500 nm. Nanni (2000), usando 43 bandas espectrais, verificou, via análises discriminantes para 18 unidades de solo, com dados de laboratório, acertos superiores a 80 %. Demattê (1999) concluíram que as análises discriminantes efetuadas com dados espectralradiométricos de laboratório, possibilitaram discriminar a totalidade das 26 unidades de solos estudadas.

Assim, no presente trabalho objetivou-se gerar equações discriminantes para cada tipo de solo de um conjunto de tipos desenvolvidos na região de Barra Bonita (SP), utilizando dados espectrais obtidos por sensor em condições de laboratório, testando em seguida a separabilidade espectral destes solos.

Material e Métodos

A área de estudo localiza-se a sudoeste do Estado de São Paulo, na região de Barra Bonita, sendo delimitada pelas coordenadas geográficas 22°26'2,37" e 22°23'16,53" de latitude sul e 48°31'24,22" e 48°27'51,77" de longitude oeste, com extensão de 473 ha. Apresenta clima mesotérmico do tipo Cwa (Sentelhas et al., 1998). A litologia é representada principalmente pela ocorrência da Formação Serra Geral e da Formação Itaqueri do grupo Bauru (IPT, 1981).

Para a amostragem, inicialmente foi estabelecida uma grade (100 m x 100 m) totalizando 473 pontos para toda a área. Estes pontos foram georreferenciados usando a imagem órbita 222/076 adquirida pelo sensor TM do Landsat-5 em 27/08/1997.

Amostras de terra foram coletadas nas profundidades de 0-20 cm (camada A; referente ao horizonte A) e de 80-100 cm (camada B; referente ao horizonte B), totalizando 946 amostras de solos. A cor do solo foi obtida na forma úmida com o equipamento Minolta CR 300 para cor de Munsell (Post et al., 1994; Campos, 2002).

Para o ataque sulfúrico, foi utilizada a metodologia de Camargo et al. (1987), selecionando, dentre as 473 amostras da área, apenas 103 pontos representativos dos solos, totalizando para as duas camadas 206 amostras de solos. Para estas 206 amostras, foram determinados os seguintes atributos: óxido de alumínio (Al_2O_3), óxido de ferro (Fe_2O_3), relação Al_2O_3/Fe_2O_3 , óxido de silício (SiO_2) e óxido de titânio (TiO_2).

Para a obtenção dos dados espectrais, foi utilizado o sensor Infra-Red Intelligent Spectroradiometer, IRIS (Geophysical & Environmental Research Corporation, 1996), que recobre a faixa espectral entre 450 e 2.500 nm. Todas as amostras foram previamente secas em estufa a 45°C por 24 horas, moídas e peneiradas (malha de 2 mm), para homogeneização dos efeitos da umidade e rugosidade (Epiphany et al., 1992). Posteriormente, as amostras foram acondicionadas em placas de petri e iluminadas por uma lâmpada halógena de 650 W. A energia alimentadora da lâmpada foi estabilizada com uma fonte de potência de 1 %, a fim de evitar variações. Utilizou-se uma placa padrão branca de spectralon, com 100 % de reflectância, calibrada pela Labsphere (1996). A geometria utilizada foi: 61 cm entre lâmpada e amostra-alvo e 27 cm entre amostra-alvo e sensor; inclinação da lâmpada de 20° em relação ao nadir (Baumgardner et al., 1985).

Posteriormente, os dados foram passados por um software (Conviris), que regularizou as curvas da placa de referência e realizou uma filtragem para minimizar ruídos e facilitar a interpretação dos dados obtidos. A relação entre a energia refletida pelo alvo e a energia refletida pela placa de referência gerou o fator de reflectância bidirecional (Nicodemus et al., 1977). Foram realizadas três leituras em três diferentes posições de cada amostra, sendo então utilizada a curva espectral média.

Para a análise estatística e comparação dos resultados, foram selecionadas 22 bandas (B) e 13 alturas (H) (a qual foi configurada como a diferença entre os valores de reflectância da crista e os do ponto mínimo de uma banda de absorção), seguindo metodologia de Nanni &

Demattê (2001). As bandas (B) foram as seguintes: B1: 450-481 nm, B2: 481 nm, B3: 481-596 nm, B4: 596-710 nm, B5: 710-814 nm, B6: 814-975 nm, B7: 975-1350 nm, B8: 1350-1417 nm, B9: 1417 nm, B10: 1417-1449 nm, B11: 1449-1793 nm, B12: 1793-1831 nm, B13: 1865-1927 nm, B14: 1927 nm, B15: 1927-2102 nm, B16: 2101-2139 nm, B17: 2139-2206 nm, B18: 2206 nm, B19: 2206-2258 nm, B20: 2258 nm, B21: 2258-2389 nm, B22: 2389-2498 nm. As alturas (H) foram as seguintes: H1: 469-532 nm, H2: 532-768 nm, H3: 768-876 nm, H4: 876-1353 nm, H5: 1353-1411 nm, H6: 1411-1439 nm, H7: 1439-1783 nm, H8: 1860-1923 nm, H9: 1923-2120 nm, H10: 2120-2206 nm, H11: 2206-2258 nm, H12: 2258-2389 nm, H13: 2389-2498 nm. É oportuno destacar que a seleção destas bandas e alturas baseou-se em observações empíricas, considerando também as indicações feitas na literatura sobre estudos espectrais de solos.

As análises discriminantes partiram de grupos de solos pré-determinados, sendo reagrupadas algumas classes de solos, onde L_{Vef} 3 e 4 passaram para L_{vef}; NV 3 e 4 para NV; CX_b 2, 3 e 4 para CX_b, totalizando 23 classes de solos das 28 classes iniciais (Figura 1). Num primeiro momento, foram realizadas as seleções das variáveis preditoras, sendo que o programa verifica, dentro do conjunto dos solos a serem discriminados, quais variáveis espectrais são significativas a 1 % de probabilidade na discriminação desses solos, tanto para os dados de laboratório e como para os do sensor orbital. Para evitar quaisquer possibilidades de tendenciosidade na análise, passou-se para o procedimento de avaliação de colinearidade das variáveis, uma vez que duas ou mais variáveis poderiam estar sobrepondo-se. Como validação e para reforçar a análise discriminante, o programa selecionou 80 % das amostras para gerar o modelo, deixando 20 % para testá-lo cinquenta vezes consecutivas, gerando erros e acertos.

Resultados e Discussão

Análise discriminante: Foram analisadas vinte e três classes de solos das vinte e oito iniciais encontradas no levantamento detalhado por textura (**Figura 1**). Em alguns casos agruparam-se classes de solos para aumentar a representatividade de algumas classes e por serem estes muito semelhantes, como já descrito na metodologia.

Segundo Nanni (2000), é de se esperar que as classes que contenham um número muito pequeno de indivíduos tenham uma menor amplitude ou variabilidade de atributos. Para os dados de laboratório, dentre as setenta variáveis estabelecidas (vinte e duas bandas e treze alturas, para as camadas A e B), cinquenta e seis variáveis foram selecionadas para os modelos pelo STEPEDISC do SAS (SAS, 1999) (Tabela 1). Nanni (2000) obteve, para os modelos, 39 variáveis, das setenta variáveis estabelecidas para as camadas A e B, em uma área com grande heterogeneidade de solos, diferindo assim dos resultados encontrados nesse trabalho com um número bem maior de variáveis, em uma área com maior homogeneidade de solos (Figura 1). O número de variáveis preditoras, bandas e alturas, selecionadas na camada A (26), foi menor que o número para a camada B (30) (Tabela 1).

Este fato pode estar associado à menor diferenciação dos solos na camada A por toda área de estudo. Predomina como material de origem o arenito com cimento argiloso, o que origina texturas mais arenosas e médias nas camadas superficiais, em menores porções o basalto, com solos mais argilosos. Para a camada A, a banda 8 e as alturas 4 e 11, foram retiradas do modelo por não se apresentarem significativas a 1% de probabilidade (STEPEDISC); para a camada B apenas a banda 16 foi retirada. As demais bandas e alturas que foram retiradas do modelo apresentaram colinearidade, ou seja, duas variáveis ou mais explicam o mesmo fator no modelo concordando com observações de Ben-Dor (2002).

Tabela 1. Relação das variáveis predictoras utilizadas para análise discriminante das classes de solos da área de estudo.

Bandas ¹		λ^2 nm	Alturas ³		λ nm
A4	B5		A	B	
B_1	B_1	401-481	H1	H1	469-532
B_3	B_3	481-596	H2	H2	532-768
B_4	B_4	596-710	H3	H3	768-876
B_5	B_5	710-814		H4	876-1353
B_6		814-975	H5	H5	1353-1411
B_7	B_7	975-1350	H6	H6	1411-1439
	B_8	1350-1417	H7	H7	1439-1783
B_9		1417	H8	H8	1860-1923
B_10	B_10	1471-1449	H9	H9	1923-2120
B_11	B_11	1449-1793	H10	H10	2120-2206
B_12	B_12	1793-1831		H11	2206-2258
B_13	B_13	1865-1927	H12	H12	2258-2389
	B_14	1927		H13	2389-2498
B_15	B_15	1927-2102			
B_17	B_17	2139-2206			
B_19	B_19	2206-2258			
	B_20	2258			
B_21	B_21	2258-2389			
B_22	B_22	2389-2498			

¹ Bandas selecionadas entre as 22 bandas estabelecidas, variáveis predictoras, dos modelos discriminantes dos solos da área de estudo. ² Comprimento de onda das bandas selecionadas para o modelo. ³ Alturas selecionadas entre as 13 alturas estabelecidas, variáveis predictoras, dos modelos discriminantes dos solos da área de estudo. ⁴ Amostras da camada A, referente ao Horizonte A. ⁵ Amostras da camada B, referente ao Horizonte B.

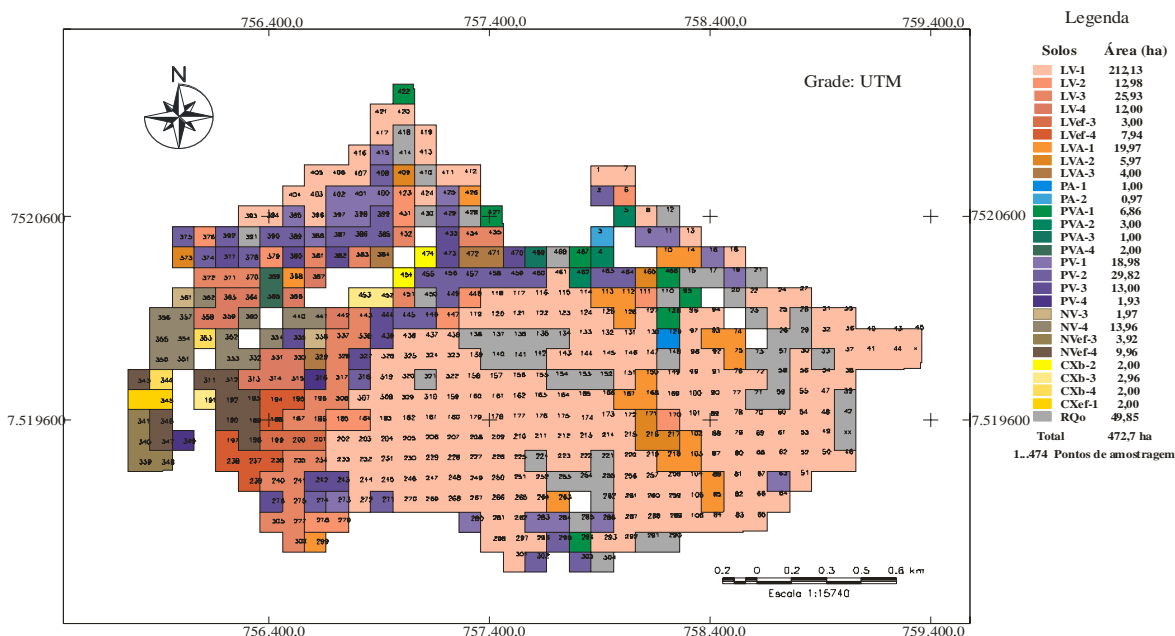


Figura 1. Representação do mapa de solos detalhado por textura. Onde (LV): Latossolos Vermelhos; (Lvfef): Latossolos Vermelhos Eutroféricos; (LVA): Latossolos Vermelho-Amarelos; (PA): Argissolos Amarelos; (PVA): Argissolos Vermelho-Amarelos; (PV) Argissolos Vermelhos; (Nve): Nitossolos Vermelho Eutróficos; (Nvfef): Nitossolos Vermelhos Eutroféricos; (CXb) Cambissolos Háplicos Tb; (CXef) Cambissolos Háplicos Eutroféricos; (Rqo) Neossolos Quartzarênicos Órticos. Os números à frente das siglas dos solos representam texturas 1 (média 150-250 g.kg⁻¹), 2 (média 250-350 g.kg⁻¹), 3 (argilosa 350-600 g.kg⁻¹) e 4 (muito argilosa > 600 g.kg⁻¹)

Para a camada A as bandas 2, 14, 16, 18 e 20 e a altura 13, para a camada B as bandas 2, 6, 9, e 18, foram retiradas por colinearidade. É interessante notar que as bandas 2 (481 nm) e 18 (2206 nm) não entraram em nenhum dos modelos, tanto para a camada A, como para a camada B, o que pode ser devido a um recobrimento da banda 2 pelas bandas 1 e 3 e a banda 18 pela 17 e 19. As equações lineares discriminantes geradas para os dados de laboratório podem ser observadas na Tabela 2. As equações têm por objetivo nortear os resultados de classificação de solos utilizando dados de reflectância, conforme Coleman et al. (1991).

Segundo Gerbermann & Neher (1979), obtendo-se uma coleção de dados de forma automatizada, deverá ser consumido um tempo menor para a produção de mapas de solos do que com os métodos convencionais. Pressupondo o conhecimento das reflectâncias de laboratório de uma determinada amostra sem que se saiba qual é o solo, pretende-se calcular as bandas e alturas devidamente processadas, e aplicá-las nas equações. Aquela que resultar em um maior valor terá maior probabilidade de representar o solo desconhecido.

Tabela 2 Exemplo de equação discriminante da área de estudo em função da reflectância dos dados de laboratório com o sensor IRIS, (Latosolos Vermelho eutroférico, textura argilosa).

Solo ¹	Equação Discriminante ²
LVef	$-150.45300 + (-8295 \cdot H11_B) + (-76.58088 \cdot H12_B) + (1064 \cdot H1_A) + (-3641 \cdot B22_HA) + (-8710 \cdot B17_HA) + (-76.37580 \cdot H3_B) + (1395 \cdot H3_A) + (172.91308 \cdot H7_B) + (1159 \cdot H9_B) + (666.11356 \cdot H4_B) + (-3347 \cdot H12_A) + (3214 \cdot H10_B) + (-1861 \cdot B4_HB) + (2232 \cdot B7_HB) + (1351 \cdot B8_HB) + (2257 \cdot B13_HB) + (-2793 \cdot B12_HB) + (-6266 \cdot B11_HB) + (816.06862 \cdot B10_HB) + (-2942 \cdot B14_HB) + (-510.35975 \cdot B22_HB) + (583.31628 \cdot H7_A) + (4959 \cdot B15_HB) + (1961 \cdot B2_HB) + (-12275 \cdot B5_HB) + (7088 \cdot B13_HA) + (-5422 \cdot H8_A) + (-2013 \cdot B19_HB) + (-6180 \cdot B11_HA) + (8873 \cdot B1_HA) + (14635 \cdot B10_HA) + (-1277 \cdot H5_B) + (12793 \cdot H2_B) + (11454 \cdot B3_HB) + (-16596 \cdot B3_HA) + (-4447 \cdot B15_HA) + (163.65168 \cdot H6_B) + (10304 \cdot H9_A) + (6784 \cdot B19_HA) + (209.53981 \cdot B21_HA) + (-3538 \cdot B21_HB) + (2046 \cdot B1_HB) + (-5629 \cdot B17_HB) + (355.92644 \cdot H8_B) + (-2014 \cdot H10_A) + (11754 \cdot B20_HB) + (-1835 \cdot H13_B) + (-8423 \cdot H2_A) + (-3183 \cdot B7_HA) + (-1373 \cdot B6_HA) + (3804 \cdot B4_HA) + (-6974 \cdot H6_A) + (8955 \cdot B5_HA) + (1255 \cdot H1_B) + (1596 \cdot B12_HA) + (1337 \cdot H5_A) + (-4631 \cdot B9_HA).$

¹ Classe de solo presentes na área de estudo, descrita na Figura 1, desse trabalho; ² Equação discriminante gerada pelo SAS, para cada classe de solo da área de estudo

As equações discriminantes de laboratório foram geradas com 80 % das amostras da área e testadas com 20 % das amostras restantes, sendo que a escolha das amostras foi aleatória, determinada pelo SAS. O procedimento foi testado cinquenta vezes, ou seja, o sistema escolheu os 80 % para gerar o modelo discriminante e testou com os 20 % restantes por cinquenta vezes consecutivas. Após os testes, foram geradas matrizes de confusão, resumidas nas Tabelas 5. Das 473 amostras, 385 foram classificadas corretamente, obtendo-se um acerto total de 81,4 %, o que perfaz uma confusão de 18,6 % com 88 amostras (Tabela 3). Esses valores estão próximos aos obtidos por Nanni (2000) com acerto global acima dos 80 %. Demattê & Garcia (1999) apresentaram um acerto de 100 % para três solos estudados e Coleman et al. (1991) chegaram a obter erros de até 55,6 %, provavelmente pela heterogeneidade da área de estudo. As classes de solos com números de observações iguais ou menores que sete, apresentaram acertos de 100 %, como pode ser verificado para CXef1, LVA2, LVA3, PA1, PA2, PVA1, PVA2, PVA3 e PVA4 (Tabela 3). Isto está de acordo com Oliveira et al. (1982), os quais consideram que sete deve ser o número mínimo de amostras por classe de solo, para que as análises estatísticas não tenham influência marcante no erro padrão da média. Nanni (2000) considera também que as classes com número reduzido de amostras podem não contemplar a variabilidade existente na classe, ou possuir características muito semelhantes a outra classe, o que poderia gerar uma análise pouco confiável. Aliás, Ben-Dor (2002) descreveram a importância de ter amostras representativas de toda uma área na qual se pretende elaborar modelos.

O PVA1 é a única classe com 100 % de acerto e número mínimo de observações igual a sete (Tabela 3). O LVA2, com seis observações apresentou um acerto de 83,3 %, sendo confundido com LV3. Para o PV4, obteve-se um acerto e um erro de 50 %.

Tabela 3. Resultados da análise discriminante, número de observações, classificação e erro para os dados obtidos das bandas e alturas de 473 amostras da área de estudo.

Solo ¹	Total de Amostras ²	Acerto ³		Erro ⁴		Solos confundidos ⁵
		Amostras	%	Amostras	%	
CXb	7	5	71,4	2	28,57	LV3(1), NV(1)
CXef1	2	2	100,0	-	-	-
LV1	213	182	85,4	31	14,55	LV2(3), LVA1(10), PV1(10), PV2(3), RQo(5)
LV2	13	9	69,2	4	30,77	LV1(1), LVA1(1), PV1(1), PV2(1)
LV3	26	21	80,7	5	19,23	LV4(2), LVef(2), NVef(1)
LV4	12	12	100,0	-	-	-
LVA1	20	16	80,0	4	20,00	LV1(1), PVA1(1), RQo(2)
LVA2	6	5	83,3	1	16,67	LV3(1)
LVA3	4	4	100,0	-	-	-
LVef	11	8	72,7	3	27,27	LV3(2), NVef(1)
NV	16	10	62,5	6	37,50	LV3(1), LV4(2), NVef(2), PVA4(1)
NVef	14	12	85,7	2	14,29	LVef(2)
PA1	1	1	100,0	-	-	-
PA2	1	1	100,0	-	-	-
PV1	19	15	78,9	4	21,05	LV1(2), PV2(1), RQo(1)
PV2	30	25	83,3	5	16,67	LV1(2), LV3(1), PV3(1), PVA1(1)
PV3	13	12	92,3	1	7,69	LV3(1)
PV4	2	1	50,0	1	50,00	LV4(1)
PVA1	7	7	100,0	-	-	-
PVA2	3	3	100,0	-	-	-
PVA3	1	1	100,0	-	-	-
PVA4	2	2	100,0	-	-	-
RQo	50	31	62,0	19	38,00	LV1(12), LVA1(1), PV1(3), PVA1(2), PVA3(1)
Total	473	385	81,4	88	18,6	

¹ Classes de solos presentes na área de estudo, descritos na Figura 1, desse trabalho

² Total de observações de cada classe

³ Número de amostras e porcentagem classificadas corretamente pela equação discriminante para cada classe de solo

⁴ Número de amostras e porcentagem classificadas erroneamente pela equação discriminante para cada classe de solo

⁵ Classes de solos que foram confundidas no processo de classificação pelas equações discriminantes

Esse solo apresentou apenas duas observações na área de estudo, sendo confundido no teste das equações com o LV4, que difere apenas na textura da camada A (54 g kg^{-1}) maior que a do PV4 ($34,5 \text{ g kg}^{-1}$), sendo que a relação textural é um dos fatores mais importantes na diferenciação entre as duas ordens, LATOSSOLOS e ARGISSOLOS. O pequeno número de observações dentro de uma mesma classe pode elevar muito o erro, como verificado por Nanni (2000). Vários solos apresentaram acertos próximos ou maiores que 80 %, LV1, LV3, LVA1, LVA2, NVef, PV1, PV2, PV3 (Tabela 3). Das quatorze observações do NVef, apenas duas foram confundidas com o LVef, sendo esses solos muito semelhantes, diferindo no campo principalmente pela presença de cerosidade no NVef (Embrapa, 1999). O LV1 é o solo com maior representatividade na área de estudo, com 213 amostras, sendo 182 corretamente classificadas e 31 confundidas (Figura 1 e Tabela 3). Das 31 amostras confundidas, dois solos apresentaram maior frequência, o LVA1 com 10 amostras, que difere do LV1 apenas na cor em sub-superfície, com matiz 3.0 YR amarelo (LVA1) e 1.5 YR vermelho (LV1) e o PV1, também com 10 amostras, difere do LV1 na diferença textural das camadas no Argissolo. A confusão entre o LV1 e o RQo, com cinco observações é justificável, uma vez que as texturas estão muito próximas de 15 g kg^{-1} que define a mudança de textura arenosa para média.

O PV2 e o LV2 também se confundem, com menor frequência, com o LV1, sendo que a variabilidade dos atributos químicos e físicos dentro de uma mesma classe pode estar próxima aos limites que diferenciam os solos encontrados na área de estudo, diferindo principalmente nas texturas, o que está de acordo com Nanni (2000). As mesmas considerações se aplicam

para os PV1, PV2, PV3, LV3, LVA2 e LVA1 os quais foram confundidos com solos de texturas muito semelhantes independente da ordem (Tabela 3). A menor porcentagem de acerto foi de 62 %, com 31 amostras classificadas corretamente das 50 observações do RQo (Tabela 3). Esse solo foi confundido em 19 observações com solos de textura muito semelhante à arenosa ou média provenientes do arenito com cimento argiloso, justificando a confusão, com exceção de uma amostra de PVA3 com textura arenosa na camada A e argilosa no B. Outros solos apresentaram porcentagens de acertos entre 62,5 – 73 %; em ordem crescente de acertos, há os solos NV, LV2, LVef e CXb e também foram confundidos com outros solos com características muito semelhantes (Tabelas 3).

Conclusões

É possível discriminar solos por meio de medidas espectrais obtidas em laboratório, utilizando-se de amostras de terra de superfície e subsuperfície.

Para as áreas com solos mais homogêneos, o número de variáveis preditoras tende a ser maior que para áreas com solos mais heterogêneos, devido à maior dificuldade de diferenciá-los.

Das setenta variáveis iniciais, apenas cinquenta e seis foram selecionadas para o modelo, com maior participação das variáveis em sub-superfície. As equações obtiveram um acerto de 81%.

Referências

- BAUMGARDNER, M.F.; SILVA, L.F.; BIEHL, L.L.; STONER, E.R. Reflectance properties of soils. *Advances in Agronomy*, v.38, p.1-44, 1985.
- BEN-DOR, E. Quantitative remote sensing of soil properties. *Advances in Agronomy*, v.75, p.173-243, 2002.
- CAMPOS, R. C. Determinação da cor do solo e sua utilização na estimativa dos teores de hematita. Piracicaba, 2002. p. Dissertação (M.S.) - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Universidade de São Paulo.
- CAMARGO, M. N.; KLANT, E.; KAUFFMAN, J. H. Classificação de solos usada em levantamentos pedológicos no Brasil. Campinas. *Boletim Informativo da Sociedade Brasileira de Ciência do Solo*, v.12, n.1, p.11-13, jan./abr., 1987.
- COLEMAN, T. L.; AGBU, P. A.; MONTGOMERY, O. L. Spectral differentiation of soils and soil properties: is it possible from space platforms?. *Soil Science*, v.155, p.283-293, 1993.
- 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.
- 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, n2, p.327-342, 1999.
- DEMATTÊ, J. A. M. Reflectância espectral de solos. Piracicaba, 1999. 452p. Tese (Livre Docência) - Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, USP.
- EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA. Centro Nacional de Pesquisa de Solos. *Sistema brasileiro de classificação de solos*. Brasília: Serviço de Produção. 1999. 412 p.
- EPIPHANIO, J. C. N.; FORMAGGIO, A. R.; VALERIANO, M.; OLIVEIRA, J. B. *Comportamento espectral de solos do Estado de São Paulo*. São José dos Campos: INPE, 1992.131p.
- GEOPHYSICAL ENVIRONMENTAL RESEARCH CORP, GER. *Mark V Dual Field of View IRIS Manual*. Version 1.3. Milbook, New York, 1996, 63 p.
- GERBERMANN, A. H.; NEHER, D. D. Reflectance of varying mixtures of a clay soil and sand. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, v.45, n.8, p.1145-1151, 1979.
- INSTITUTO DE PESQUISAS TECNOLÓGICAS. IPT. Divisão de Minas e Geologia Aplicada. *Mapa geológico do Estado de São Paulo*. São Paulo, 1981. Escala 1:1000.000.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS, INPE. **Tutorial Spring**: spring básico. São José dos Campos: Inpe. 1999. não paginado.

LABSPHERE, REFLECTANCE CALIBRATION LABORATORY. **Spectral reflectance target calibrated from 0.25-2.5 μm reported in 0.050 μm intervals**. Sutton, 1996. 5p.

NANNI, M. R. Dados radiométricos obtidos em laboratório e no nível orbital na caracterização e mapeamento de solos. Piracicaba, 2000. 366p. Tese (Doutorado) - Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Universidade de São Paulo.

NANNI, M. R.; DEMATTÊ, J. A. M. Is it possible estimate physical-chemical soil attributes by using laboratory and orbital sensors (compact disc). In: THIRD INTERNATIONAL CONFERENCE OF GEOSPATIAL INFORMATION IN AGRICULTURE AND FORESTRY, Denver, Colorado, 5-7 November, 2001. **Proceedings**, 2001.

NICODEMUS, F. E.; RICHMOND, J. C.; HSIA, J. J.; GINSBERG, I. W.; LIMPERIS, T. **Geometrical considerations and nomenclature for reflectance**. local?? U.S. Department of Commerce, 1977. 52 p. (NBS Monograph, 160).

POST, D.F.; HORVATR E.H.; LUCAS, W.M.; VVJRTE, S.A.; EHASZ, M.J.; BATCFULY, A.K. Relationship between soil color and Landsat reflectance on semiarid Rangelands. **Soil Science Society of America Journal**, v.58, p.1809-1816, 1994.

SENTELHAS, P.C.; MARIN, F.R.; PEREIRA, R.; ANGELOCCI, L.R.; VILA NOVA, N.A.; BARBIERI, V. Análise de dados climáticos e do balanço hídrico climatológico de Piracicaba (1917-1997). Piracicaba: DFM/ESLQ/USP, 1998, 81p.

STATISTICAL ANALYSIS SYSTEM INSTITUTE. **SAS, software**: user's guide, version 8.2, Cary, 1999. 291p.