

# Análise discriminante dos solos por meio da resposta espectral no nível terrestre

Marcos Rafael Nanni<sup>(1)</sup>, José Alexandre M. Demattê<sup>(2)</sup> e Peterson Ricardo Fiorio<sup>(3)</sup>

<sup>(1)</sup>Universidade Estadual de Maringá, Dep. de Agronomia, Av. Colombo, 5790, CEP 87020-900 Maringá, PR. E-mail: mrnanni@uem.br <sup>(2)</sup>Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Dep. de Solos e Nutrição de Plantas, Caixa Postal 09, CEP 13418-900 Piracicaba, SP. E-mail: jamdemat@ciagri.usp.br <sup>(3)</sup>Universidade Estadual do Oeste do Paraná, Centro de Ciências Agrárias, Caixa Postal 91, CEP 85960-000 Marechal Cândido Rondon, PR. E-mail: fiorio@unioeste.br

**Resumo** – O objetivo deste trabalho foi desenvolver e avaliar um método para discriminação das classes de solos a partir de suas respostas espectrais, utilizando-se um sensor em laboratório. Os dados espectrais foram utilizados no desenvolvimento de modelos estatísticos para discriminar as classes de solos de uma área no sudoeste do Estado de São Paulo. Equações discriminantes foram desenvolvidas para as 18 classes. A resposta espectral foi obtida em amostras da porção superficial e da porção subsuperficial dos solos da área de estudo, num total de 370 amostras. As amostras foram coletadas em 185 ha, com uma tradagem por ha. Os resultados demonstraram que as classes de solos podem ser individualizadas e distinguidas pela análise discriminante. A análise registrou índices de acerto acima de 80% de determinação da classe de solo avaliada. O acerto global foi de 90,71% quando se utilizaram todas as classes para a geração dos modelos, e 93,44% quando se utilizaram as dez classes com maior número de indivíduos. O teste estatístico simulado mostrou-se eficiente na análise discriminante, com taxa média de acerto acima de 91%, com erro global de 8,8%. A análise demonstrou redução na qualidade do modelo quando aplicado para um subconjunto de 20% das amostras, com erro global de 33,9%. O método auxilia na discriminação de classes de solos pela sua reflectância, devido às interações físicas com a energia eletromagnética.

**Termos para indexação:** funções lineares, reflectância dos solos, espectrorradiometria, levantamento de solos, classificação de solos.

## Soil discrimination analysis by spectral response in the ground level

**Abstract** – The objective of this study was to develop and test a discrimination method for soil classes by their spectral response (SR), using a laboratory sensor. Spectral data were used to develop statistical model for discriminating soil classes in an area at the southwest of São Paulo State, Brazil. Discriminant equations were developed for 18 soil classes. The spectral data were obtained in superficial and subsuperficial soil samples in the study area, with a total of 370 samples. The samples were collected in 185 ha, with one borehole per ha. The results showed that soil classes can be separated and delimited by discriminant analysis. The analysis presented a classification index higher than 80% for each soil class. The global classification index was 90.71%, when all soil classes were used to develop the model, and 93.44% when most individuals classes were used. The simulated statistical test was efficient in the discriminant analysis, presenting a classification index higher than 91%, with a global error of 8.8%. The analysis demonstrated a reduction of the model quality when applied for 20% subgroup of the samples with global error of 33.9%. The method helped in the soil classes discrimination by their spectral reflectance, based on their physical interaction with electromagnetic energy.

**Index terms:** linear function, reflectance of soils, spectroradiometry, soil mapping, soil classification.

### Introdução

Os levantamentos pedológicos são, seguramente, a melhor forma de se coletar grande número de informações acerca dos solos. Essas informações, quando adequadamente manejadas, possibilitam aos usuários empregarem técnicas e estabelecerem planejamentos para

que possam prolongar e até mesmo aumentar a capacidade produtiva de suas terras.

Discussões sobre a necessidade de agregação de esforços e trabalhos em conjunto que possam contribuir para uma avaliação quantitativa dos solos agrícolas têm merecido destaque em artigos e publicações científicas. Alguns estudos propõem uma melhor compreensão do

comportamento espectral dos solos por meio de sensores remotos. Stoner & Baumgardner, (1981) e Formaggio et al. (1996), demonstraram a importância e a possibilidade de caracterizar os solos por sensores remotos no nível terrestre, ou seja, no campo ou laboratório. Existem métodos que podem ser aplicados no mapeamento (Andronikov & Dobroly'skiy, 1991). A fundamentação de tais estudos é que cada solo apresenta uma assinatura espectral, decorrente de seus atributos, e que apresenta informações em determinado comprimento de onda ou em todo o espectro eletromagnético.

A possibilidade de que a resposta espectral possa auxiliar na discriminação de unidades de solos baseia-se no pressuposto de que cada classe apresenta características que a difere das demais e, portanto, é taxonomicamente individualizada. Como a resposta espectral dos solos também é uma característica individualizadora, supõe-se que o uso desta variável possa separar as classes de solos e, portanto, auxiliar nos levantamentos pedológicos.

A análise discriminante apresenta-se como um instrumento para levantamentos dos solos (Webster & Oliver, 1990). Webster & Burrough (1974), Demattê & Garcia (1999) e Demattê & Nanni (2003) têm demonstrado a possibilidade de prever classes de solos e sua separabilidade na paisagem por meio da análise multivariada.

Levantamentos pedológicos e dos atributos dos solos têm sido realizados com a contribuição da análise discriminante (Sinowski & Auerswald, 1999; Kravchenko et al., 2002).

Entretanto, uma desvantagem da análise discriminante no mapeamento das propriedades dos solos, apontada por Kravchenko et al. (2002), é que a localização geoespacial das suas propriedades não pode ser utilizada no desenvolvimento de modelos preditores. Segundo esses autores, a combinação da capacidade de predição da análise discriminante com os métodos geoestatísticos pode tornar-se muito valiosa para o mapeamento e o manejo ambiental.

A distribuição das propriedades dos solos na paisagem, segundo Sinowski & Auerswald (1999), é controlada pelo relevo, material parental, clima, organismos e tempo.

O objetivo deste trabalho foi desenvolver e avaliar um método para a discriminação das classes de solos a partir de suas respostas espectrais, utilizando-se um sensor em laboratório.

## Material e Métodos

Localizada ao sudoeste do Estado de São Paulo, a área de estudo encontra-se delimitada pelas coordenadas geográficas 23°0'31,37"–22°58'53,97" de latitude sul e 53°39'47,81"–53°37'25,65" de longitude oeste, na região denominada depressão paleozóica (Instituto de Pesquisas Tecnológicas, 1981). A área está situada na bacia hidrográfica do Rio Tietê, margeada pelo Rio Capivari, com uma extensão de aproximadamente 198 ha, dos quais foram trabalhados 185 ha; o seu perímetro é de 11.045,80 m. O clima da região apresenta inverno seco em que a temperatura média do mês mais frio é inferior a 18°C, e a do mês mais quente ultrapassa 22°C, sendo classificado como Cwa, segundo Köppen.

Geologicamente, a área situa-se sobre a Formação Itararé, pertencente ao Grupo Tubarão. Esta formação apresenta litologias predominantes areníticas, de granulação heterogênea, com presença de arenitos feldspáticos e arcósios. Argilitos e folhelhos de colorações variadas, desde o cinza claro ao escuro, complementam a litologia desta formação e são de ocorrência freqüente. A região possui elementos eruptivos da Formação Serra Geral, compreendendo corpos intrusivos de mesma composição que os basaltos toleíticos.

Na execução dos trabalhos cartográficos, utilizou-se o Sistema de Processamento de Informações Geocodificadas – SPRING (Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 1999), com múltiplas funções e algoritmos para processamento de informações georreferenciadas. Neste sistema foi implementado um banco de dados para a incorporação das informações geoespacializadas advindas de cartas planialtimétricas na escala de 1:10.000, bem como das informações coletadas no campo por meio de GPS e de imagens orbitais, com a finalidade de produção de um mapa de solos na escala 1:25.000.

O levantamento pedológico da área foi realizado utilizando-se a abordagem sintética e analítica, para delimitação das unidades de paisagem e estabelecimento das classes de solos. Na abordagem sintética, foi alocado um ponto de tradagem por ha (Wolkowski & Wollenhaupt, 1994) num total de 185 pontos, demarcados em forma de grade com 100 m de aresta, conforme Embrapa (1996). Inicialmente foram estabelecidos os pontos de observação e tradagens e em seguida foi realizada a delimitação das unidades de mapeamento. Cada ponto teve sua posição

georreferenciada por meio do sistema DGPS (Diferential Global Positioning System).

Na abordagem analítica, os limites entre as unidades fisiográficas foram estabelecidos pela interpretação visual da imagem orbital, traçando-se os limites no sistema Spring, após sucessivas combinações de algoritmos e filtros para melhoria da qualidade visual.

Para melhor estabelecimento dos limites cartográficos entre as unidades, foi gerada uma carta clinográfica pelo fatiamento de um modelo numérico de terreno construído a partir das curvas de nível contidas nas cartas planialtimétricas. As classes de declividade seguiram os intervalos preconizados pela Embrapa (1996).

Em cada ponto alocado no campo foram coletadas amostras de solos, representando os horizontes diagnósticos de superfície e subsuperfície. As profundidades de coleta variaram para a superfície de 0 a 0,20 m, enquanto para o horizonte diagnóstico de subsuperfície, quando presente, foi de 0,80 a 1,00 m.

As amostras coletadas foram enviadas ao laboratório para análises físicas, químicas e mineralógicas sendo, inicialmente, secadas em estufa de ventilação forçada a 50°C por 48 horas e peneiradas em peneira de 2 mm.

Os grupamentos texturais dos solos foram realizados conforme Embrapa (1999). Na determinação dos teores de areia total, silte e argila, utilizou-se o método do densímetro (Camargo et al., 1986). Matéria orgânica (MO), acidez ativa e de reserva, pH e capacidade de troca catiônica (CTC) foram determinados segundo Embrapa (1997). Bases trocáveis (cálcio, magnésio, potássio) (S), e os valores de saturação por bases (V%) e saturação por alumínio (m%), foram determinados conforme Raij & Quaggio (1989). Os teores de Fe total, Si e Ti foram determinados por meio de ataque sulfúrico conforme Embrapa (1997). A cor foi determinada pela carta de cores Munsell.

As classes de solos foram definidas após análise das amostras laboratoriais e da observação das características dos perfis de 18 trincheiras abertas em pontos representativos das unidades fisiográficas, sendo um perfil representativo por classe de solo encontrado. A descrição e coleta do material, e o método de trabalho de campo seguiram os critérios estabelecidos por Lemos & Santos (1996). Em seguida, foram definidas as classes de solos conforme o Sistema Brasileiro de Classificação de Solos (Embrapa, 1999), obtendo-se, desta forma, um mapa detalhado na escala 1:25.000 da área de estudo.

As amostras de terra fina secadas em estufa, nas duas profundidades de coleta, foram acondicionadas em placas de Petri, com 9 cm de diâmetro, nas quais realizou-se leitura radiométrica, utilizando-se, em um ambiente controlado, o sistema IRIS – Infra-Red Intelligent Spectroradiometer – com uma resolução espectral de 2 nm (de 300 a 1.000 nm) e 4 nm (de 1.000 a 3.000 nm).

A geometria de aquisição dos dados foi realizada conforme Valeriano et al. (1995), resultando no fator de reflectância bidirecional espectral, que expressa a razão entre o fluxo radiante espectral refletido pela superfície de um corpo e o refletido por um padrão de referência, sob mesmas condições de iluminação e geometria de leitura. Para cada amostra de solo, foram realizadas leituras em triplicata, rotacionando-se a placa de Petri em 90 graus. A resposta espectral de cada amostra refere-se à média das três leituras.

Em cada curva espectral registrada em laboratório, foram definidas 22 bandas espectrais ou intervalos de comprimentos de onda de duas maneiras. A primeira refere-se à média dos valores de reflectância em um certo intervalo de comprimento de onda, em diferentes pontos do espectro analisado (400–2500 nm). Essa seleção baseou-se principalmente na observação das curvas espectrais médias de todos os solos, bem como na observação de bandas selecionadas por Henderson et al. (1992), Madeira Netto (1993, 1996) e Demattê & Garcia (1999), e estão indicadas na Figura 1. A segunda refere-se aos valores de fator de reflectância, caracterizados por uma forte inflexão por se tratar de uma banda de absorção de elementos do solo já descritos e bem caracterizados, como é o caso dos óxidos de ferro (481 nm), água e grupos OH<sup>-</sup> (1417 e 1.927 nm), caulinita (2.206 nm) e gibbsita (2.258 nm) nas bandas 2, 9, 14, 18 e 20, respectivamente (Figura 1).

Além das bandas espectrais, foram selecionados, para compor o banco de dados espectrais, os valores obtidos pela diferença entre o fator de reflectância da borda e o valor de bandas de absorção do espectro eletromagnético utilizado (Figura 1). Neste caso, foram selecionados 13 valores representando esta diferença de altura.

Na análise estatística dos dados foi utilizado o programa SAS Institute (1992). A matriz de dados utilizada na análise estatística foi composta por 22 bandas e 13 diferenças de altura do fator de reflectância, para as duas camadas de solo amostradas em cada ponto de amostragem, num total de 70 variáveis.

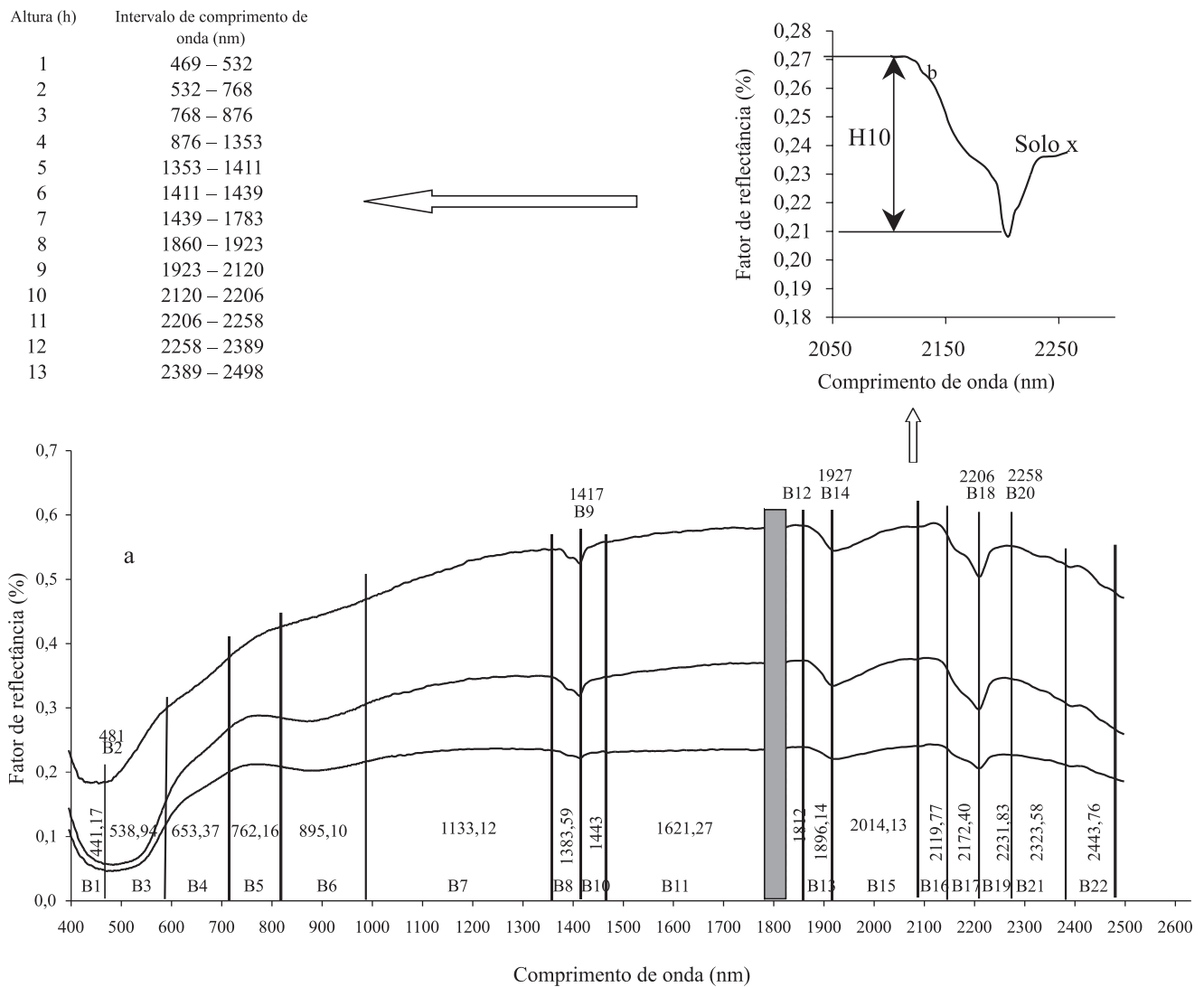
A fim de estabelecer as variáveis preditoras, foi utilizado inicialmente o procedimento STEPDISC do

sistema SAS para a seleção entre as 22 bandas e 13 diferenças de alturas, que poderiam ser adequadamente utilizadas. Para que não houvesse nenhuma tendência da análise, foi realizado o procedimento de avaliação de colinearidade das variáveis, descartando-se a possibilidade de duas ou mais variáveis estarem se sobrepondo e, portanto, interferirem no processo discriminatório das classes de solos analisadas.

Na diferenciação e caracterização dos solos, foi realizada a análise discriminante, com o objetivo de

desenvolver e validar o método para determinação da classe do solo a partir de seus dados espectrais ou características analíticas. Neste caso, a classe de solo avaliada torna-se função de suas respostas espectrais, ou seja: classe de solo = f(bandas espectrais e alturas de inflexão).

Para tanto, foi utilizado o procedimento DISCRIM, o qual segundo Afifi et al. (2004) possibilita, por meio do sistema computacional SAS/STAT, a obtenção de coeficientes das equações discriminantes.



**Figura 1.** a) Representação das 22 bandas escolhidas pela interpretação visual de uma série de curvas espectrais obtidas em laboratório; b) Representação gráfica da determinação da altura da curva espectral de um solo hipotético (x). H10: diferença entre o fator de reflectância da borda e do vale de uma banda de absorção no intervalo de 2.120 e 2.206. A região em cinza corresponde a um intervalo não utilizado na análise.

## Resultados e Discussão

A área de estudo apresenta grande variedade de material parental, composto por material retrabalhado de arenito-diabásio, arenito-folhelho e diabásio-folhelho, ou mesmo uma combinação dos três. O diabásio pode estar recoberto também pelo arenito ou, com o folhelho, constituir, mediante sua meteorização e retrabalhamento, material de origem para alguma classe de solo (Demattê et al., 1992; Vidal-Torrado & Lepsch, 1999).

Conseqüentemente, presume-se que ocorra, apenas pela condição geológica, o surgimento de várias classes de solos. Numa área de 185 ha foram observadas, utilizando-se a abordagem sintética para levantamentos pedológicos, 18 classes de solos: Argissolo Vermelho-Amarelo distrófico (PVAd); Argissolo Vermelho-Amarelo eutrófico textura arenosa/média (PVAe1); Argissolo Vermelho-Amarelo eutrófico abrupto (PVAe3); Argissolo Vermelho-Amarelo eutrófico textura média/argilosa (PVAe2); Cambissolos Háplicos Ta eutróficos, lépticos, substrato folhelhos da Formação Itararé (CE2); Cambissolos Háplicos Tb distróficos (CD2); Cambissolos Háplicos Tb distróficos e aluminicos, substrato retrabalhamento de arenito e saprolito de folhelho da Formação Itararé (CD1); Cambissolos Háplicos Tb eutróficos típicos, substrato diabásio (CE3); Cambissolos Háplicos Tb eutróficos típicos, substrato regolito do retrabalhamento de arenito e diabásio (CE1); Chernossolo Argilúvico férrico saprolítico (MTfr); Latossolo Vermelho eutrófico típico (LVE); Latossolo Vermelho-Amarelo distrófico típico (LVAd); Latossolo Vermelho-Amarelo eutrófico típico (LVAe); Neossolo Litólicos eutróficos (Rle1); Neossolo Litólicos eutróficos chernossólicos e típicos (Rle2); Neossolos Flúvicos Tb distróficos típicos (RUd); Nitossolo Vermelho eutroférico (NVEf1); Nitossolo Vermelho eutroférico latossólico (NVEf2).

A área de estudo é dominada principalmente por Argissolos, com 58,12 ha (31,12%), Latossolos, 39,60 ha (21,21%), Cambissolos, 36,92 ha (19,76%), Nitossolos, 19,08 ha (10,22%), Chernossolos, 12,76 ha (6,84%) e, finalizando, os solos Neossolos litólicos, 9,76 ha (10,22%) e Neossolos flúvicos, 10,52 ha (5,63%).

Numa primeira etapa, foram analisadas todas as classes de solos, independentemente do número de indivíduos para cada classe. Presumia-se que as classes que contivessem um número pequeno de indivíduos apresentassem menor amplitude ou variabilidade de atributos. Na área de estudo foram identificados, por exem-

plo, 31 indivíduos na classe PVAe1, enquanto na classe Rle2 foram encontrados apenas dois indivíduos.

Das 70 variáveis estabelecidas, 39 foram selecionadas pelo procedimento STEPDISC do SAS Institute (1992) ao nível de significância de  $p < 0,001$ , cujas equações discriminantes, em cada classe de solo, obtidas pela análise de regressão com os dados de reflectância no sensor IRIS são apresentadas nas Tabelas 1 e 2.

Como exemplo, tomemos a equação da classe RUd. A equação discriminante para esta classe será:

$$RUd = -172,708 + 2143BD21\_HA - 4880BD17\_HA - 1077H7\_HA - 2734H1\_HA - 48,1645H4\_HB + 909,9048H3\_HB - 3993BD22\_HB - 231,123H3\_HA - 769,214BD19\_HB - 506,654BD4\_HB - 8152BD14\_HA - 2083H6\_HB + 1900BD21\_HB - 106,376H12\_HB + 2458BD13\_HB + 672,5182BD12\_HB - 554,364BD19\_HA + 770,8665BD7\_HB + 1853H1\_HB + 3321H11\_HB - 4104H11\_HA - 1256BD7\_HA - 275,519BD6\_HA + 1690BD5\_HA + 286,4206BD1\_HB + 578,4571H2\_HB - 7532BD8\_HA + 9830BD13\_HA + 5603BD9\_HA + 2220BD11\_HA - 1654BD17\_HB - 5159H10\_HB - 5853BD16\_HB - 3974BD8\_HB - 1523BD11\_HB + 3390BD10\_HB + 350,3098H13\_HB - 3229BD15\_HB - 428,527H9\_HB, em que os valores de BD1, BD2, ..., B22 correspondem às faixas de comprimento de onda selecionadas, e os valores de H1, H2, ..., H13 correspondem às magnitudes das profundidades das bandas de absorção selecionadas para as camadas superficial (HA) e subsuperficial (HB) dos pontos amostrados. Na utilização dos dados das Tabelas 1 e 2, para um solo desconhecido, seus dados de reflectância deverão ser aplicados em todas as equações das Tabelas 1 e 2. Assim, o solo cujo valor final for o maior valor resultante da equação terá maior probabilidade de ser da mesma classe que o do solo da equação. Isso torna viável a caracterização de solos de diferentes regiões do país, auxiliando numa identificação preliminar mais rápida, conforme Coleman & Montgomery (1990), Demattê (1999) e Demattê & Garcia (1999). Segundo Gerbermann & Neher (1979), com uma coleção de dados de forma automatizada, pode-se consumir menos tempo na produção de mapas de solos do que com os métodos convencionais.$$

Houve porcentagem de acerto superior para a maioria dos solos (Tabela 3). Por exemplo, todas as amostras do NVEf1 apresentaram valores semelhantes, não sendo confundido com nenhum outro solo.

Os maiores erros foram encontrados nas classes LVAe, PVAd e NVEf2, com 22%, 25% e 25%, respec-

tivamente. Mesmo assim, das nove amostras do LVAe, duas foram classificadas como LVe, ou seja, pertencentes ao grande grupo dos Latossolos. No caso do PVAd, das quatro amostras analisadas uma foi classificada como PV Ae2, também pertencente ao grande grupo dos

Argissolos Vermelho-Amarelos. Quando o número de indivíduos de uma mesma classe é pequeno, como é o caso do PVAd, com quatro amostras, o erro de apenas uma classe leva a um erro de 25%, uma vez que cada amostra representa tal porcentagem na população de sua classe.

**Tabela 1.** Equações discriminantes para os solos das classes Argissolo Vermelho-Amarelo distrófico (PVAd), Argissolo Vermelho-Amarelo eutrófico textura arenosa/média (PV Ae1), Argissolo Vermelho-Amarelo eutrófico abruptico (PV Ae3), Argissolo Vermelho-Amarelo eutrófico textura média/argilosa (PV Ae2), Cambissolos Háplicos Ta eutróficos, lépticos, substrato folhelhos da Formação Itararé (CE2), Cambissolos Háplicos Tb distróficos (CD2), Cambissolos Háplicos Tb distróficos e aluminicos, substrato retrabalhamento de arenito e saprolito de folhelho da Formação Itararé (CD1), Cambissolos Háplicos Tb eutróficos típicos, substrato diabásio (CE3) e Cambissolos Háplicos Tb eutróficos típicos, substrato regolito do retrabalhamento de arenito e diabásio (CE1).

Variáveis	Classe de solos								
	PVAd	PV Ae1	PV Ae3	PV Ae2	CE2	CD2	CD1	CE3	CE1
Constante	-137,649	-147,955	-115,607	-117,934	-92,8803	-140,544	-123,542	-121,887	-141,287
BD21_HA	984,3753	1737	838,8983	838,0981	582,2013	1556	1310	1250	879,9012
BD17_HA	-3000	-3123	-1802	-2030	-2304	-3423	-2787	-1771	-2500
H7_HA	-680,828	-445,946	-1035	-1008	-396,182	-199,644	-232,526	-1417	-945,696
H1_HA	-2317	-2570	-2839	-2419	-3070	-2080	-1833	-3244	-3429
H4_HB	-258,185	213,5903	-83,0608	24,71626	71,92888	183,0857	-45,3036	-226,073	85,96642
H3_HB	462,0153	673,3343	561,6654	505,4276	222,174	522,5492	287,8408	498,2135	183,8185
BD22_HB	-1732	-2327	-432,74	-307,872	-444,007	-3332	-2363	2131	-841,852
H3_HA	-592,677	-283,313	-463,619	-440,412	-347,326	-368,537	-524,072	-694,49	-448,534
BD19_HB	-1602	-452,111	-1215	-934,282	-33,195	136,3586	-508,542	123,3108	-898,969
BD4_HB	-375,901	-775,369	-199,309	-424,022	61,50103	-485,625	-654,013	-14,8129	-194,685
BD14_HA	-6005	-6161	-4700	-5628	-3800	-5976	-4271	-3722	-3803
H6_HB	-2592	-1714	-2053	-1850	-1195	-1723	-1130	-642,981	-2824
BD21_HB	1849	1011	270,2366	-111,643	-140,699	1449	2214	-3845	1347
H12_HB	-84,9627	297,3509	1581	989,3279	1513	-373,905	-1009	2818	946,8147
BD13_HB	684,2916	1366	1384	1089	2145	1733	990,778	279,2524	1580
BD12_HB	1239	1270	969,016	842,794	511,5246	1269	1430	539,8908	1742
BD19_HA	671,5504	-857,499	-134,602	62,95756	635,1644	-240,607	-779,807	-1230	328,606
BD7_HB	-117,588	291,8822	54,89223	50,01237	310,7628	695,3846	-501,865	663,5141	237,8821
H1_HB	1025	2134	993,2659	1353	529,356	1554	1398	448,9485	876,5137
H11_HB	1945	1643	1510	1632	248,9413	1759	1722	2252	1127
H11_HA	-1978	-2483	-2022	-1954	-2392	-2288	-3301	-1813	-2255
BD7_HA	-1400	-1695	-2151	-1668	-1474	-1479	-534,008	-2972	-2708
BD6_HA	265,312	410,3619	407,9495	417,2086	96,12719	214,9813	-450,746	833,5287	307,2344
BD5_HA	1098	1167	1157	1030	1101	1166	1160	851,8934	1404
BD1_HB	489,7308	1169	360,0951	738,3406	47,24555	642,6556	1300	-147,84	557,8403
H2_HB	499,6189	1092	493,7059	705,6999	171,0541	736,881	1038	82,49059	572,8818
BD8_HA	-4997	-5185	-3244	-4246	-1989	-4834	-3707	-1388	-1378
BD13_HA	7113	6913	5260	6566	4108	6829	5568	3772	4052
BD9_HA	4032	4572	2972	3577	2580	4302	2247	2533	2236
BD11_HA	1033	1351	1387	1034	671,2427	1101	1604	1392	1243
BD17_HB	-2678	-1930	-1041	-32,0975	651,3015	-1429	-474,074	4213	1893
H10_HB	-3231	-3521	-2684	-1815	-769,52	-3341	-1472	-124,218	174,0958
BD16_HB	5229	5989	2243	1478	-655,317	5102	3720	-2357	-2158
BD8_HB	-2024	-3839	-2163	-1741	-2406	-4146	-1857	-289,767	-3005
BD11_HB	-1592	-1588	-1962	-1873	-1935	-1760	-1992	-2513	-2270
BD10_HB	3085	3299	3019	2285	2845	3589	2696	1229	3414
H13_HB	1419	1236	1628	2431	1662	765,7276	2141	3424	2147
BD15_HB	-2467	-3614	-1363	-1173	-999,94	-3591	-3956	-173,832	-1418
H9_HB	-525,017	-1264	290,8234	-53,0261	712,8504	-1004	-1193	25,45047	336,2893

O erro global médio da classificação foi de 9,29%, próximo ao encontrado por Demattê (1995, 1999) e inferior às variações observadas por Coleman & Montgomery (1990) (Tabela 3).

Para confirmar a proposta do trabalho, foi realizada uma nova análise discriminante com apenas 10 classes de solos, mas com maior número de observações. En-

tende-se que classes com número reduzido de indivíduos podem não contemplar a variabilidade existente na classe, ou possuir características muito próximas de outra classe, não possibilitando assim uma análise segura e confiável. Além disso, classes com pequeno número de observações elevam o erro global, uma vez que se uma entre quatro observações, dentro de uma determinada

**Tabela 2.** Equações discriminantes para os solos das classes Chernossolo Argilúvico férrico saprolítico (MTfr), Latossolo Vermelho eutrófico típico (LVe), Latossolo Vermelho-Amarelo distrófico típico (LVAd), Latossolo Vermelho-Amarelo eutrófico típico (LVAe), Neossolo Litólicos eutróficos (Rle1), Neossolo Litólicos eutróficos chernossólicos e típicos (Rle2), Neossolos Flúvicos Tb distróficos típicos (RUd), Nitossolo Vermelho eutroférico (Nvef1) e Nitossolo Vermelho eutroférico latossólico (Nvef2).

Variáveis	Classe de solos								
	MTfr	LVe	LVAd	LVAe	Rle1	Rle2	RUd	Nvef1	Nvef2
Constante	-103,334	-87,2789	-145,696	-107,236	-100,495	-198,526	-172,708	-118,462	-97,8997
BD21_HA	-319,683	618,061	833,2476	761,5074	532,2139	-1543	2143	348,0606	1999
BD17_HA	-4,78856	-1823	-3384	-2256	-2215	9574	-4880	-2726	-4726
H7_HA	-1408	-1129	-56,7675	-826,775	-906,99	-1067	-1077	-1285	1027
H1_HA	-3249	-2814	-2395	-3274	-2467	-4203	-2734	-2973	-3177
H4_HB	-142,349	191,4073	238,0039	60,13828	-150,939	192,5503	-48,1645	416,3631	431,2056
H3_HB	356,0326	423,7331	433,2563	427,2112	-24,8362	920,7353	909,9048	605,7178	284,1523
BD22_HB	4229	204,8314	-2096	126,426	573,9047	9085	-3993	30,78964	-2581
H3_HA	-574,923	35,01592	-507,263	-457,273	-551,834	-607,686	-231,123	-545,638	435,7295
BD19_HB	-1191	-342,404	-53,3813	-670,07	-347,508	-1830	-769,214	354,1901	569,9429
BD4_HB	-90,7645	-458,476	-815,715	-182,284	191,8791	-616,048	-506,654	-480,233	-182,403
BD14_HA	-4251	-4743	-6553	-4015	-5261	-1321	-8152	-4182	-4039
H6_HB	-1498	-1332	-1096	-926,225	-1884	2020	-2083	-1765	-2328
BD21_HB	-3976	10,19517	605,9974	-228,208	-1919	-9110	1900	-262,017	2635
H12_HB	3887	1531	392,2386	1183	231,4083	7531	-106,376	1761	953,4611
BD13_HB	1710	1915	2075	1211	3442	949,8501	2458	3445	2064
BD12_HB	4,12657	918,9763	754,0108	769,9483	32,86978	-948,952	672,5182	545,3243	895,4892
BD19_HA	543,6856	219,1674	788,6723	568,2398	259,6635	-5940	-554,364	1422	-834,313
BD7_HB	-107,425	128,9645	267,1998	70,30261	-262,126	-139,989	770,8665	527,1069	613,2787
H1_HB	705,0196	1392	1887	791,9243	255,6354	1475	1853	1334	1259
H11_HB	1749	354,5636	1360	924,0077	2321	2012	3321	-26,4157	147,6091
H11_HA	-1885	-2282	-2736	-1853	-2809	-439,21	-4104	-3286	-3143
BD7_HA	-1237	-1510	-998,827	-2145	711,2556	-4661	-1256	-119,435	-1740
BD6_HA	112,1591	-272,273	119,4147	-227,753	-1444	2757	-275,519	-1718	-182,289
BD5_HA	924,3791	1482	1166	1506	1442	568,5803	1690	1738	1666
BD1_HB	127,4689	1006	1232	538,7065	-133,699	1024	286,4206	1170	690,4268
H2_HB	291,536	944,9155	1087	513,0204	86,43352	820,9022	578,4571	923,9137	763,6093
BD8_HA	-2447	-2849	-5917	-2246	-4919	-1891	-7532	-2848	-1889
BD13_HA	4803	5480	8342	3995	6807	1386	9830	5183	4575
BD9_HA	2334	2636	4784	2948	4256	437,7935	5603	2332	3891
BD11_HA	634,4341	926,1103	807,5114	1211	35,29237	2911	2220	1049	182,6868
BD17_HB	1434	960,1498	1171	22,89507	-1030	-279,064	-1654	3653	335,5337
H10_HB	-963,764	-224,594	-1302	-1002	-2713	-4240	-5159	2187	-576,888
BD16_HB	-2877	-1259	1950	1627	-554,022	3250	5853	-5075	-2647
BD8_HB	-178,993	-2474	-3302	-1644	-1060	781,6727	-3974	-3615	-3556
BD11_HB	-1953	-1830	-2281	-2316	-1467	-4241	-1523	-2684	-1031
BD10_HB	1616	2397	3513	2573	2034	2808	3390	3734	2290
H13_HB	3394	1633	1323	1478	1624	6544	350,3098	1041	-336,144
BD15_HB	1134	-1198	-3138	-1900	450,9075	-678,41	-3229	-1328	-68,1854
H9_HB	1907	488,5963	-454,288	181,3424	2764	1329	-428,527	1677	712,6642

classe, por exemplo, não for da classe em questão, gera um erro de 25%, sobressaindo-se na análise global dos resultados. Das 18 classes encontradas, apenas 10 continham número de observações maior que sete: RUd, MTfr, CD1, CE2, CD2, LVe, LV Ae, PVAe1, PVAe2 e NVe1. Como foram mantidos representantes de todos os grandes grupos de solos originalmente estabelecidos, acredita-se que o prejuízo pela exclusão das demais classes seja pequeno.

Houve melhora na classificação das classes CE2, LV Ae, PVAe1 e PVAe2 em relação à análise

discriminante com todas as classes (Tabela 4). As maiores sobreposições ocorreram entre as classes CD1 e CD2 com as classes PVAe2 e PVAe1, respectivamente. A classe CD1 refere-se aos solos derivados de folhelho. O PVAe2 refere-se aos solos com textura média/argilosa derivados do retrabalhamento entre o arenito e o folhelho ou diabásio. Como em alguns pontos da área observaram-se Argissolos pouco profundos, é justificável que possa haver confusão entre essas duas classes. O mesmo aconteceu com as classes CD2 e PVAe1. O CD2 refere-se a solos cuja diferença textural

**Tabela 3.** Análise discriminante, número de observações e porcentagem de classificação dos solos, dentro de cada classe, utilizando-se as 39 variáveis para todas as classes da área de estudo.

Classe	Total de amostras	Correto		Erro <sup>(1)</sup>		
		Amostras	(%)	Amostras	(%)	Solo confundido
RUd	11	11	100,00	0	0,00	_( <sup>2</sup> )
MTfr	14	13	92,86	1	7,14	LVe
CE1	5	5	100,00	0	0,00	-
CE2	9	8	88,89	1	11,11	NVef2
CE3	3	3	100,00	0	0,00	-
CD1	7	6	85,71	1	14,29	PVAe2
CD2	15	13	86,67	2	13,33	PVAe1
LVe	20	18	90,00	2	10,00	LV Ae
LV Ae	9	7	77,78	2	22,22	LVe
LV Ad	6	5	83,33	1	16,67	CD2
PVAe1	31	26	83,87	5	16,13	RUd(1), CD2(1), PV Ad(2)
PVAe2	16	15	93,75	1	6,25	PVAe2(1)
PVAe3	4	4	100,00	0	0,00	-
PV Ad	4	3	75,00	1	25,00	PVAe2
Rle1	5	5	100,00	0	0,00	-
Rle2	2	2	100,00	0	0,00	-
NVef1	14	14	100,00	0	0,00	-
NVef2	4	3	75,00	1	25,00	LVe

<sup>(1)</sup>O erro global médio foi de 9,29%. <sup>(2)</sup>Não existe.

**Tabela 4.** Análise discriminante, número de observações e porcentagem de classificação dos solos, dentro de cada classe, utilizando-se as 39 variáveis para as 10 classes mais populosas da área de estudo.

Classe	Total de amostras	Correto		Erro <sup>(1)</sup>		
		Amostras	(%)	Amostras	(%)	Solo confundido
RUd	11	11	100,00	0	0,00	_( <sup>2</sup> )
MTfr	14	13	92,86	1	7,14	LVe
CE2	9	9	100,00	0	0,00	-
CD1	7	6	85,71	1	14,29	PVAe2
CD2	15	13	86,67	2	13,33	PVAe1
LVe	20	18	90,00	2	10,00	LV Ae
LV Ae	9	8	88,89	1	11,11	LVe
PVAe1	31	28	90,32	3	9,68	RUd(1), CD2(1), PVAe2(1)
PVAe2	16	16	100,00	0	0,00	-
NVef1	14	14	100,00	0	0,00	-

<sup>(1)</sup>O erro global médio foi de 6,56%. <sup>(2)</sup>Não existe.



entre os horizontes A e B não foi suficiente para caracterizá-los como Argissolos, com textura areia/média, como é o caso dos PVAe1. Logo, neste caso, também é justificável certa confusão entre estas classes.

O erro global da classificação apresentou valores mais baixos do que o caso anterior, com 6,56%, o que já era esperado (Tabela 4). Este valor apresentou-se próximo ao observado por Demattê (1995, 1999) e foi inferior às variações encontradas por Coleman & Montgomery (1990).

Para reforçar a análise discriminante e o método proposto, realizou-se uma simulação em que 80% dos pontos amostrados foram utilizados para gerar um modelo discriminante que seria testado pelos 20% restante dos dados. A escolha das proporções foi aleatória, ou seja, a programação no sistema SAS escolheu aleatoriamente os componentes que fariam parte da análise discriminante (80%) e aqueles que seriam utilizados para testar os modelos (20%). Desse modo, o procedimento foi testado 50 vezes, ou seja, o sistema escolheu aleatoriamente 80% dos pontos amostrados para geração do modelo de discriminação e 20% para teste por 50 vezes consecutivas.

Na simulação, foram utilizadas apenas as 10 classes anteriormente discutidas, uma vez que o erro médio global situou-se em valores inferiores, quando foram utilizadas

todas as classes de solos encontradas na área de estudo. Realizada a simulação, o sistema forneceu como resultante os dados que compõem a Tabela 5, na qual é mostrada a porcentagem de classificação dos dados dentro do modelo, ou seja, os próprios indivíduos que estabeleceram o modelo foram testados por ele, e a porcentagem de classificação dos dados ao final das 50 simulações.

Os resultados confirmaram a expectativa apresentada, com possibilidade do uso da reflectância dos solos para sua discriminação e conseqüente classificação (Tabela 5). Todas as classes tiveram percentual acima de 82% de acerto, com um erro global de 8,8%. Na simulação, 80% das frequências esperadas foram altamente significativas pelo teste do Qui-quadrado ( $p < 0,001$ ). A correlação entre as classes observadas e estimadas foi aleatoriamente escolhida gerando um modelo a cada simulação. Em cinquenta simulações, as observações participaram do modelo numa frequência total de 5.872 tentativas. Destas, 516 vezes o modelo classificou a observação erroneamente (8,8%) e 5.356 vezes o modelo acertou a classe a que se destinava a observação (91,2%). O modelo apresentou  $r^2$  de 93,9%, definido pelo coeficiente de contingência.

Ao utilizar-se 20% das observações selecionadas ao acaso para teste do modelo, observou-se que a porcentagem de acerto diminuiu, com conseqüente elevação

**Tabela 5.** Número de observações e porcentagem de classificação dos solos dentro de cada classe, utilizando-se as 39 variáveis para as 10 classes mais populosas da área de estudo, e utilizando-se 80% das observações que geraram o modelo.

Classe	RUd	MTfr	CD1	CE2	CD2	LVe	LVAe	PVAe1	PVAe2	NVef1	Total <sup>(1)</sup>
RUd	434 <sup>(2)</sup> 99,31 <sup>(3)</sup>	0	0	0	3	0	0	0	0	0	437
MTfr	0	453 78,65	0	39 6,77	0	47 8,16	2 0,35	0	0	35 6,08	576
CD1	0	0	242 85,51	0	0	0	2 0,71	0	39 13,78	0	283
CE2	0	2 0,55	0	358 99,17	0	1 0,28	0	0	0	0	361
CD2	13 2,12	0	0	0	536 87,3	0	0	65 10,59	0	0	614
LVe	0	0	0	0	0	767 97,09	23 2,91	0	0	0	790
LVAe	0	0	0	0	0	64 17,63	299 82,37	0	0	0	363
PVAe1	40 3,15	0	0	0	90 7,08	0	0	1092 85,92	49 3,86	0	1271
PVAe2	1 0,16	0	0	0	0	0	0	1 0,16	630 99,68	0	632
NVef1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	545 100	545

<sup>(1)</sup>Frequência total em que a classe entra no modelo em simulação. <sup>(2)</sup>Frequência de acerto em relação à própria classe; a frequência total para todas as classes foi de 5.872. <sup>(3)</sup>Porcentagem de acerto na própria classe.

da porcentagem do erro. A classe com melhor desempenho foi a NVef1 com 98% de acerto (Tabela 6). A de menor desempenho foi a classe CD2, com cerca de 43% de acerto, e foi a que apresentou coincidência com maior número de outras classes. Ela distinguiu-se das demais, pois os pontos amostrados não apresentaram requisitos de gradiente textural para enquadrar-se como Argissolos ou qualquer outro atributo que satisfizesse os requisitos para a sua classificação como Latossolos. Os solos pertencentes à classe CD2 apresentaram-se morfológicamente semelhantes aos Latossolos de textura média (LVAd). Superficialmente são também semelhantes aos Argissolos de textura arenosa. A coincidência entre as classes era presumível. Assim, na área de estudo, a classe CD2 coincidiu com quase todos os solos que apresentaram, em sua constituição, maior contribuição da fração areia.

A segunda classe com menor desempenho foi LVAe, com cerca de 48% de acerto. Como nos casos anteriores, a coincidência continua sendo com a classe LVe. Estas classes são bastante semelhantes morfológicamente, diferindo apenas nos teores de ferro, o que justifica o baixo desempenho de ambas.

Algumas coincidências são relativamente baixas, como é o caso da classe RUd ser classificada como CD1 em quatro tentativas num total de 126, perfazendo um erro de 2,8%.

Em 50 simulações, os indivíduos de cada classe participaram do modelo numa frequência total de 1.428 tentativas. Destas, o modelo classificou 484 vezes a observação erroneamente, perfazendo um erro global de 33,9%, e 944 vezes o modelo acertou a classe a que se destinava a observação (66,1%). Tal erro, decorrente de características semelhantes entre os solos, é passível.

O modelo apresentado foi altamente significativo pelo teste do Qui-quadrado ( $p < 0,001$ ). A correlação entre as classes observadas e estimadas pelo modelo apresentou  $r^2$  de 89,4%, definido pelo coeficiente de contingência.

Apesar do aumento do erro, observado entre a análise realizada com os dados que construíram o modelo (8,8%) em relação aos 20% que testaram o modelo (33,9%), pode-se considerar que os resultados foram satisfatórios, uma vez que a área de estudo apresenta grande heterogeneidade pedogenética. Mesmo assim,

**Tabela 6.** Número de observações e porcentagem de classificação dos solos dentro de cada classe, utilizando-se as 39 variáveis para as dez classes mais populosas da área de estudo, utilizando-se 20% das observações para teste do modelo gerado.

Classe	RUd	MTfr	CD1	CE2	CD2	LVe	LVAe	PVAe1	PVAe2	NVef1	Total <sup>(1)</sup>
RUd	73 <sup>(2)</sup> 64,6 <sup>(3)</sup>	0	0	0	20	0	2	13	5	0	113
MTfr	0	94 75,81	0	8 6,45	0	14 11,29	0	0	0	8 6,45	124
CD1	4 5,97	0	41 61,19	0	6 8,96	0	2 2,99	0	14 20,9	0	67
CE2	0	12 13,48	0	50 56,18	0	7 7,87	7 7,87	0	6 6,74	7 7,87	89
CD2	11 8,09	0	15 11,03	0	58 42,65	0	0	43 31,62	9 6,62	0	136
LVe	0	0	0	1 0,48	0	181 86,19	24 11,43	0	0	4 1,9	210
LVAe	0	0	0	0	0	44 50,57	42 48,28	0	0	1 1,15	87
PVAe1	26 9,32	0	6 2,15	4 1,43	64 22,94	0	0	139 49,82	40 14,34	0	279
PVAe2	12 7,14	0	8 4,76	0	4 2,38	7 4,17	13 7,74	10 5,95	114 67,86	0	168
NVef1	0	0	0	0	0	3 1,94	0	0	0	152 98,06	155

<sup>(1)</sup>Frequência total em que a classe entra no modelo em simulação. <sup>(2)</sup>Frequência de acerto em relação à própria classe; a frequência total para todas as classes foi de 1.428. <sup>(3)</sup>Porcentagem de acerto na própria classe.

houve 66% de acerto na classificação dos solos usados para testar o modelo. Portanto, parte dos dados aleatoriamente escolhidos para avaliar as classes puderam classificá-las por meio de equações discriminantes advindas de respostas espectrais.

Mesmo sem atingir valores equivalentes aos apresentados para os dados que geraram o modelo, há perspectivas na possibilidade de levantamentos pedológicos por meio da análise discriminante, como também destacado por Webster & Burrough (1974), uma vez que o método abordado pode, com segurança, estabelecer limites entre diferentes classes de solos. O método confirma, nas suas limitações, que os solos podem ser discriminados pela sua reflectância, devido às interações físicas com a energia eletromagnética.

### Conclusões

1. A análise estatística aplicada à resposta espectral das amostras obtidas no laboratório permite a discriminação dos solos.

2. A análise discriminante, utilizando-se todas as observações, apresentou índices de acerto com valores acima de 80% dentro da classe de solo avaliada; o acerto global é de 90,71%, quando se utilizam todas as classes para geração dos modelos de análise, e de 93,44%, quando se utilizam as 10 classes com maior número de observações.

3. O teste estatístico simulado é eficiente para a análise discriminante, com taxa de acerto médio acima de 91%, e erro global de 8,8%.

4. A análise apresenta redução da qualidade do modelo quando aplicado para um subconjunto de 20% das amostras, com erro global de 33,9%.

### Agradecimentos

À Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo, pelo auxílio financeiro (Proc. n. 983516-98); à Capes, pela concessão de bolsa a Marcos Rafael Nanni; ao CNPq, pela concessão de bolsa a José Alexandre M. Demattê (proc. n. 300371/96-9).

### Referências

- AFIFI, A.; CLARK, V.A.; MAY, S. **Computer-aided multivariate analysis**. Boca Raton: Chapman & Hall, 2004. 419p.
- ANDRONIKOV, V.L.; DOBROLV'SKIY, G.V. Theory and methods for the use of remote sensing in the study of soils. **Mapping Sciences & Remote Sensing**, v.28, p.92-101, 1991.

CAMARGO, A.O. de; MONIZ, A.C.; JORGE, J.A.; VALADARES, J.M.A.S. **Métodos de análise química, mineralógica e física de solos do IAC**. Campinas: IAC, 1986. 94p.

COLEMAN, T.L.; MONTGOMERY, O.L. Assessment of spectral characteristics for differentiating among soil categories in the southeastern United States. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v.52, p.1659-1663, 1990.

DEMATTÊ, J.A.M. **Reflectância espectral de solos**. 1999. 452p. Tese (Livre Docência) - Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Piracicaba.

DEMATTÊ, J.A.M. **Relações entre dados espectrais e características físicas, químicas e mineralógicas de solos desenvolvidos de rochas eruptivas**. 1995. 265p. Tese (Doutorado) - Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Piracicaba.

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.

DEMATTÊ, J.A.M.; NANNI, M.R. Weathering sequence of soils developed from basalt as evaluated by laboratory (IRIS), airborne (AVIRIS) and orbital (TM) sensors. **International Journal of Remote Sensing**, v.24, p.4715-4738, 2003.

DEMATTÊ, J.L.I.; VIDAL-TORRADO, P.; SPAROVEK, G. Influência da drenagem na morfogênese de solos desenvolvidos de rochas básicas no Município de Piracicaba (SP). **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v.16, p.241-247, 1992.

EMBRAPA. Centro Nacional de Pesquisa dos Solos (Rio de Janeiro, RJ). **Manual de métodos de análise de solo**. Rio de Janeiro, 1997. 212p.

EMBRAPA. Centro Nacional de Pesquisa dos Solos (Rio de Janeiro, RJ). **Sistema brasileiro de classificação de solos**. Brasília: Embrapa-SPI; Embrapa-CNPS, 1999. 412p.

EMBRAPA. Serviço Nacional de Levantamento e Conservação de Solos (Rio de Janeiro, RJ). **Normas e critérios para levantamentos pedológicos**. Rio de Janeiro, 1996. 94p.

FORMAGGIO, A.R.; EPIPHANIO, J.C.N.; VALERIANO, M.M.; OLIVEIRA, J.B. Comportamento espectral (450-2.450 nm) de solos tropicais de São Paulo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v.20, p.467-474, 1996.

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

HENDERSON, T.L.; BAUMGARDNER, M.F.; FRANZMEIER, D.P.; STOTT, D.E.; COSTER, D.C. High dimensional reflectance analysis of soil organic matter. **Soil Science Society of American Journal**, v.56, p.865-872, 1992.

INSTITUTO DE PESQUISAS TECNOLÓGICAS. 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. **Tutorial Spring**: spring básico. São José dos Campos, 1999.

KRAVCHENKO, A.N.; BOLLERO, G.A.; OMONODE, R.A.; BULLOCK, D.G. Quantitative mapping of soil drainage classes using topographical data and soil electrical conductivity. **Soil Science Society of America Journal**, v.66, p.235-243, 2002.

- LEMOS, R.C.; SANTOS, R.D. **Manual de descrição e coleta de solo no campo**. Campinas: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 1996. 84p.
- MADEIRA NETTO, J.S. **Étude quantitative des relations constituants minéralogiques - réflectance diffuse des latosols brésiliens**: application à l'utilisation pédologique des données satellitaires TM (région de Brasília). 1993. 236p. Doctorat (Thèse) - Université Pierre et Marie Curie, Paris.
- MADEIRA NETTO, J.S. Spectral reflectance properties of soils. **Photogrametric Interpretation**, v.34, p.59-70, 1996.
- RAIJ, B. van; QUAGGIO, J.A. **Métodos de análise de solo para fins de fertilidade**. Campinas: IAC, 1983. 40p. (Boletim técnico, 81).
- SAS INSTITUTE (Cary, Estados Unidos). **SAS software**: user's guide, version 6.0. Cary, 1992. 291p.
- SINOWSKI, W.; AUERSWALD, K. Using relief parameters in a discriminant analysis to stratify geological areas with different spatial variability of soil properties. **Geoderma**, v.89, p.113-128, 1999.
- STONER, E.R.; BAUMGARDNER, M.F. Characteristics variations in reflectance of surface soils. **Soil Science Society of America Journal**, v.45, p.1161-1165, 1981.
- VALERIANO, M.M.; EPIPHANIO, J.C.N.; FORMAGGIO, A.R.; OLIVEIRA, J.B. Bi-directional reflectance factor of 14 soil classes from Brazil. **International Journal of Remote Sensing**, v.16, p.113-128, 1995.
- VIDAL-TORRADO, P.; LEPSCH, I.F. Relações material de origem/solo e pedogênese em uma sequência de solos predominantemente argilosos e latossólicos sobre psamitos na depressão periférica paulista. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v.23, p.357-369, 1999.
- WEBSTER, R.; BURROUGH, P.A. Multiple discriminant analysis in soil survey. **Journal of Soil Science**, v.25, p.120-134, 1974.
- WEBSTER, R.; OLIVER, M.A. **Statistical methods in soil and land resource survey**. Oxford: Oxford University Press, 1990. 316p.
- WOLKOWSKI, R.P.; WOLLENHAUPT, N.C. Grid soil sampling. **Better Crops**, v.78, p.6-9, 1994.

---

Recebido em 11 de novembro de 2003 e aprovado em 2 de julho de 2004