

DISCRIMINAÇÃO ENTRE SOLOS FORMADOS EM REGIÃO TRANSICIONAL POR MEIO DE RESPOSTA ESPECTRAL

DICRIMINATION BETWEEN SOILS FORMED IN TRANSITIONAL REGION THROUGH SPECTRAL RESPONSE

Everson CEZAR¹; Marcos Rafael NANNI²; Marcelo Luiz CHICATI³; Roney Berti de OLIVEIRA⁴; José Alexandre Melo DEMATTÊ⁵

1. Pós-Doutorando em Agronomia, Universidade Estadual de Maringá – UEM, Maringá, PR, Brasil. eversoncezar@yahoo.com.br; 2. Professor, Doutor, Departamento de Agronomia – UEM, Maringá, PR, Brasil; 3. Professor, Doutor, Departamento de Engenharia Agrícola – UEM, Maringá, PR, Brasil; 4. Professor Doutor, Departamento de Engenharia Civil – UEM, Maringá, PR, Brasil; 5. Professor Doutor, Departamento de Solos e Nutrição de Plantas, Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz” – ESALQ/USP, Piracicaba, SP, Brasil.

RESUMO: Os levantamentos pedológicos são amplamente utilizados nos mapeamentos de solo por serem métodos confiáveis, no entanto, apesar de tal vantagem são demorados e trabalhosos. Dentro deste contexto, surge o sensoriamento remoto como uma técnica rápida e promissora capaz de auxiliar nos levantamentos, de forma a tornar o processo mais dinâmico. O objetivo deste trabalho foi avaliar a possibilidade de discriminação de cinco classes de solos localizadas no planalto de Apucarana por meio de suas respostas espectrais. Foi estabelecido um grid de 500 m x 500 m em uma área com dimensão de 2500 ha, a partir do qual foram coletadas amostras a 0-0,2 m e 0,8-1,0 m de profundidade. As reflectâncias foram obtidas com o FiedSpec 3 JR, na faixa de 350 a 2500 nm. Equações discriminantes e simulações foram geradas a partir das respostas espectrais das amostras de solo. Das 88 variáveis avaliadas, apenas 8 foram selecionadas pelo procedimento STEPDISC para fazerem parte dos modelos. As equações discriminantes geradas foram testadas, obtendo-se matrizes de confusão, as quais apresentaram acerto acima de 70% para cada classe de solo. Da mesma forma, equações discriminantes simuladas foram geradas, obtendo-se resultados mais significativos para reclassificação quando utilizados dados que fizeram parte da geração do modelo (60%) em comparação com os dados independentes do modelo (40%). As respostas espectrais das amostras de solo empregadas na análise discriminante foram capazes de dar subsídio para separação das cinco classes de solo da área de estudo, comprovando ser uma ferramenta valiosa mesmo em condições de elevada variabilidade pedológica e de atributos como em regiões transicionais.

PALAVRAS-CHAVE: Reflectância. Análise Discriminante. Levantamento Pedológico. Mapeamento.

INTRODUÇÃO

O uso intensivo dos solos brasileiros demanda um conhecimento detalhado das suas propriedades físicas, químicas, biológicas e mineralógicas. Os levantamentos pedológicos são a melhor forma de se obter um número de informações a respeito do solo. Essas informações quando bem manejadas possibilitam ao usuário implementar diversas técnicas de manejo capazes de melhorar e aumentar a capacidade produtiva das terras (NANNI et al., 2004). Ao redor do mundo, diversos governos têm investido em programas de levantamento de solo para melhor entender a variabilidade do ambiente e assim criar uma base de dados que ajude na tomada de decisão durante o planejamento e manejo da paisagem (SUMMERS et al., 2011).

Porém, cabe frisar que as técnicas analíticas convencionais utilizadas na determinação de atributos do solo, empregadas nos levantamentos, apesar de eficientes são demoradas, onerosas e geram problemas de ordem ambiental. Desta forma,

a fim de contornar tais limitações do levantamento de solo tradicional, pesquisadores têm utilizado a técnica de sensoriamento remoto com o intuito de desenvolver novas formas de levantamento (STONER; BAUMGARDNER, 1981; FORMAGGIO et al., 1996).

A aplicação da técnica de sensoriamento remoto no estudo dos solos baseia-se no fato de que os diferentes solos absorvem e refletem a energia eletromagnética em comprimentos de onda distintos, de acordo com seus atributos químicos, físicos e mineralógicos sendo, desta forma, possível diferenciá-los entre si (ANDRONIKOV; DOBROVOLSKIY, 1991; DEMATTÊ et al., 2004). Demattê; Garcia (1999b) observaram que solos com diferentes teores de ferro total possuíam diferenças significativas entre os comprimentos de onda de 400 a 800 nm e 800 a 1100 nm. Solos de textura mais arenosa tiveram maior reflectância em todo o espectro eletromagnético estudado (450 a 2500 nm), que solos de textura mais argilosa (DEMATTÊ; NANNI, 2003). Demattê; Garcia (1999b) e Dalmolin (2002), mostraram que solos com menor

concentração de matéria orgânica apresentam maiores valores de reflectância.

A possibilidade de que a resposta espectral possa auxiliar na discriminação de solos baseia-se no pressuposto de que cada classe apresenta características que a diferem das demais, sendo portanto, taxonomicamente individualizada. Como a resposta espectral do solo também é uma característica individualizadora, composta pela reflectância de vários atributos, supõe-se que o uso desta variável possa separar as classes de solos (NANNI et al., 2004).

O estudo do caráter espectral vem promovendo uma série de trabalhos que demonstram sua potencialidade na caracterização e discriminação dos solos (NANNI, 2000). Diversos pesquisadores têm demonstrado que os solos contendo diferentes propriedades podem ser discriminados usando medidas de reflectância. Dentre estes, podemos destacar Demattê; Garcia (1999a,b), Demattê et al. (2001), Demattê; Nanni (2003) e Fiorio et al. (2010) uma vez que foram capazes de prever várias classes de solos e separá-las na paisagem por meio de sua resposta espectral.

No entanto, como cada classe de solo apresenta comportamento espectral baseado no material de origem, a pergunta a ser respondida é: Será a energia refletida capaz de separar as diferentes classes de solo quando formadas em ambiente transicional, ou seja, local formado por dois ou mais materiais parentais? Desta forma, o objetivo deste trabalho foi avaliar a possibilidade de discriminação de cinco classes de solos em uma transição arenito/basalto localizadas no planalto de Apucarana, por meio de suas respostas espectrais.

MATERIAL E MÉTODOS

Área de estudo

A área de estudos localiza-se na região noroeste Paranaense entre os rios Pirapó e Bandeirantes do Norte, delimitada pelas coordenadas geográficas 22°57'19.34" a 22°53'32.87" latitude sul e 52°3'12.30" a 52°0'15.08" longitude oeste, apresentando dimensão de 2500 ha. O clima da região é classificado segundo Kopen (1948) como Cfa, sendo subtropical úmido mesotérmico com verões quentes e geadas menos frequentes que outras regiões do estado, com tendências de concentração das chuvas nos meses de verão sem estação seca definida.

O reconhecimento geológico efetuado definiu duas unidades dominantes, constituídas por rochas vulcânicas (JKsg) assim como arenitos

friáveis (Kc) ambos da Era Mesozóica (ITCG, 2006).

Levantamento e classificação dos solos

Foi estabelecido um grid de 500 m x 500 m contendo os pontos de amostragem, os quais foram inseridos sobre uma imagem orbital Landsat 5 da área de estudo georreferenciada. Desta forma, estando à imagem com as coordenadas de cada ponto, foi possível introduzi-las no GPS para localizar o ponto desejado no campo para a realização das coletas das amostras de solo, as quais foram obtidas nas profundidades de 0 – 0,2 m, para caracterização de horizontes superficiais, e de 0,8 – 1,0 m para horizontes subsuperficiais. A densidade de amostragem foi de 1 ponto a cada 250.000m² ou 25 ha, totalizando desta forma 100 pontos.

A areia total, silte, argila, carbono orgânico e ferro total foram determinados conforme EMBRAPA (1997). As classes de solo encontradas constituem-se de Latossolos Vermelhos, Nitossolos Vermelhos, Argissolos Vermelhos, Cambissolos Háplicos e Neossolos Quartzarênicos segundo EMBRAPA (2006).

Avaliação espectral dos solos

As amostras de solo coletadas foram secas em estufa a temperatura de 45 °C por 24 horas, moídas e peneiradas (malha 2mm) para homogeneização dos efeitos da umidade e rugosidade (EPIPHANIO et al., 1992). Posteriormente, um total de 200 sub-amostras (100 do horizonte superficial e 100 do horizonte subsuperficial) foram fracionadas das amostras originais e dispostas em placa de petri com 9 cm de diâmetro e 1,5 cm de altura para a realização da leitura espectral, a qual foi realizada pelo sensor FieldSpec 3 JR que recobre a faixa espectral entre 350 e 2500 nm.

A geometria de aquisição dos dados utilizou-se de placa padrão branca com 100% de reflectância calibrada de acordo com Labsphere Reflectance Calibration Laboratory (2009). O leitor de fibra óptica foi colocado em posição vertical de 8 cm de distância da plataforma de apoio para amostras. A área de leitura foi de aproximadamente 2 cm². A fonte de iluminação utilizada foi uma lâmpada de 650 W, com feixe não colimado para o plano visado, posicionada a 35 cm da plataforma e com um ângulo de 30° em relação ao plano horizontal.

As leituras espectrais foram repetidas 3 vezes, com deslocamento sucessivo da placa de Petri de 120 graus no sentido horário, possibilitando com isso uma melhor varredura do material. Os

dados utilizados nas discussões do trabalho basearam-se na média das 3 leituras para cada amostra, assim como realizado por Nanni (2000) e Fiorio et al. (2010). A relação entre a energia refletida pelo alvo e a energia refletida pela placa de referência gerou o fator de reflectância bidirecional, como sugerido por Nicodemus et al. (1977), o qual, foi utilizado durante as pesquisas.

Preparação dos dados radiométricos para as análises estatísticas

O primeiro passo para geração da planilha de dados a ser utilizada nas análises estatísticas, foi a seleção das bandas e alturas de inflexões assim como descrito por Nanni (2000) e Nanni et al. (2004). A primeira foi escolhida baseada no intervalo médio de comprimento de onda em diferentes pontos do espectro analisado. Essa seleção baseou-se em observações visuais das curvas espectrais médias. Foram separados os intervalos entre inflexões, porções abauladas e côncavas presentes nas curvas de todos os solos estudados. Além do intervalo médio, foram utilizados o comprimento de onda caracterizado por uma forte inflexão, e já descritos na literatura por Henderson et al. (1992), Demattê; Garcia (1999b), Madeira Netto; Baptista (2000) entre outros.

A segunda forma de seleção das bandas foi realizada tomando-se como valores os resultados obtidos pela diferença entre os valores de fator de reflectância centrado no menor ponto de inflexão caracterizado por uma banda de absorção (vale) e seu topo (crista). Esses intervalos foram chamados tal como em Nanni; Demattê (2006), de inflexões de diferença de reflectância (Reflectance Inflection Difference ou RID). A matriz de dados utilizada na análise estatística foi formada por 31 bandas e 13 RID para os dois horizontes (superficial e subsuperficial) amostrados em cada ponto, totalizando desta forma 88 variáveis.

A fim de estabelecer as variáveis preditoras que melhor explicariam as classes de solos, foi utilizado inicialmente o procedimento STEPDISC do SAS ao nível de 5% de probabilidade para selecionar entre as 31 bandas e 13 RID aquelas que fossem mais significativas para geração do modelo matemático. Após este procedimento, já com as bandas e alturas selecionadas, foi realizada a análise discriminante a partir do procedimento DISCRIM do SAS, com o objetivo de desenvolver e validar as equações a serem utilizadas na determinação das classes de solo.

Segundo Coleman; Tadesse (1995) a análise discriminante baseia-se em classificar uma observação em uma das várias populações, baseada

em um vetor de variáveis para cada observação. A função da distância entre a observação e o centróide de cada população é calculada e cada observação é colocada na classe com qual ela tem a menor distância ao quadrado generalizada, assumindo que cada classe apresenta uma distribuição normal multivariada. Ferramentas como, correlações de Pearson e teste Qui-quadrado foram utilizadas para dar subsídio à avaliação das equações geradas.

Para reforçar a análise discriminante, foi realizada uma simulação em que 60% dos pontos amostrados foram utilizados para gerar um modelo discriminante que seria testado pelos 40% restantes. O sistema escolheu aleatoriamente os componentes que fariam parte da análise discriminante (60%) assim como aqueles que seriam utilizados para testar o modelo (40%). Essa metodologia foi testada por 50 vezes consecutivas, tanto para os dados utilizados no modelo, como para aqueles independentes do modelo, assim como realizado por Nanni et al. (2004). Após o término das simulações, foi gerado o relatório contendo as tabelas de contingência e porcentagem de acerto e erro para cada classe de solo.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Das 88 variáveis estabelecidas (44 para o horizonte superficial e 44 para o horizonte subsuperficial) por meio da separação das curvas espectrais de cada solo em bandas e alturas apenas 8 foram selecionadas pelo procedimento STEPDISC. Os parâmetros da estatística multivariada utilizada na diferenciação entre as classes de solo da área de estudo são apresentados na Tabela 1.

Os resultados mostraram que somente as variáveis pertencentes ao horizonte superficial foram selecionadas para compor o modelo matemático, ou seja, o procedimento STEPDISC não encontrou diferença entre as classes de solo quando avaliadas as variáveis preditoras dos horizontes subsuperficiais. Esta constatação concorda com os resultados encontrados por meio de análise de variância (ANOVA), a qual mostrou que a maior parte das variáveis do horizonte subsuperficial não foram significativas ao nível de 5%, não sendo capazes de diferenciar as cinco classes de solo estudadas por meio de suas respostas espectrais (Tabela 2).

Ainda com relação à Tabela 1, o teste F mostrou que todas as variáveis escolhidas para fazerem parte do modelo foram significativas ao nível de 5% de probabilidade, exceto a banda 5, a qual foi retirada. O teste de Wilks Lambda utilizado para medir a habilidade das variáveis na

diferenciação entre as classes de solo apresentou seus valores muito próximos de zero (0,03) sendo significativo ao nível de probabilidade de 0,01%,

indicando desta forma, que as classes de solos foram bem diferenciadas por meio do uso dos dados espectrais.

Tabela 1. Parâmetros da análise estatística multivariada utilizada na diferenciação entre os solos

Passo	Banda Escolhida	Banda Removida	P > F	Wilks Lambda	P < Lambda	Correlação Canônica	P > ASCC
1	B03_A		0,0001	0,22	0,0001	0,19	0,0001
2	B17_A		0,0001	0,13	0,0001	0,22	0,0001
3	B05_A		0,0001	0,09	0,0001	0,29	0,0001
4	B19_A		0,0001	0,07	0,0001	0,33	0,0001
5	B08_A		0,0006	0,06	0,0001	0,37	0,0001
6	B02_A		0,0033	0,05	0,0001	0,40	0,0001
7	B06_A		0,0054	0,04	0,0001	0,41	0,0001
8	-	B05_A	0,6680	0,04	0,0001	0,41	0,0001
9	B30_A		0,0048	0,04	0,0001	0,42	0,0001
10	h12_A		0,0044	0,03	0,0001	0,45	0,0001

Wilks Lambda é próximo de zero se os grupos são bem separados; ASCC é o quadrado médio da correlação canônica (é próxima de 1 se todos os grupos são bem separados); A – horizonte A.

Tabela 2. Análise de variância realizada com as variáveis preditoras dos horizontes superficiais e subsuperficiais

Variável	P>F	Variável	P>F	Variável	P>F	Variável	P>F
B01_A	0,0001	B13_A	0,0001	B25_A	0,0003	h06_A	0,0037
B01_B	0,0001	B13_B	0,0038	B25_B	0,2129	h06_B	0,1872
B02_A	0,0001	B14_A	0,0001	B26_A	0,0001	h07_A	0,0044
B02_B	0,0001	B14_B	0,0056	B26_B	0,3069	h07_B	0,3488
B03_A	0,0001	B15_A	0,0001	B27_A	0,0010	h08_A	0,0033
B03_B	0,0001	B15_B	0,0080	B27_B	0,2357	h08_B	0,2923
B04_A	0,0001	B16_A	0,0001	B28_A	0,0016	h09_A	0,0003
B04_B	0,0001	B16_B	0,0270	B28_B	0,2572	h09_B	0,2152
B05_A	0,0001	B17_A	0,0034	B29_A	0,0004	h10_A	0,0010
B05_B	0,0001	B17_B	0,1599	B29_B	0,2922	h10_B	0,2340
B06_A	0,0001	B18_A	0,0024	B30_A	0,00020	h11_A	0,0004
B06_B	0,0001	B18_B	0,1868	B30_B	0,2859	h11_B	0,2915
B07_A	0,0001	B19_A	0,0024	B31_A	0,0002	h12_A	0,0002
B07_B	0,0001	B19_B	0,2230	B31_B	0,4154	h12_B	0,3401
B08_A	0,0001	B20_A	0,0037	h01_A	0,0001	h13_A	0,0002
B08_B	0,0001	B20_B	0,1959	h01_B	0,0001	h13_B	0,4330
B09_A	0,0001	B21_A	0,0037	h02_A	0,0001		
B09_B	0,0002	B21_B	0,1860	h02_B	0,0003		
B10_A	0,0001	B22_A	0,0043	h03_A	0,0001		
B10_B	0,0099	B22_B	0,3375	h03_B	0,0053		
B11_A	0,0001	B23_A	0,0050	h04_A	0,0002		
B11_B	0,0123	B23_B	0,4374	h04_B	0,0675		
B12_A	0,0001	B24_A	0,0033	h05_A	0,0045		
B12_B	0,0061	B24_B	0,2919	h05_B	0,1788		

A – horizonte A; B – horizonte B.

As bandas e alturas selecionadas contabilizaram até 45% de variação nos dados, de acordo com o quadrado médio da correlação canônica (ASCC), os quais foram significativos ao nível de 0,01% de probabilidade. Segundo Coleman

et al. (1991), os baixos valores de ASCC obtidos usando a reflectância espectral são atribuídas às similaridades entre as classes de solo, a partir das quais, os dados foram gerados.

Esta afirmação concorda com os resultados obtidos após o levantamento de campo e análises de laboratório, em que ficou constatado que o Latossolo Vermelho juntamente com o Nitossolo Vermelho representaram 66% das amostras coletadas e utilizadas na análise discriminante. Como tais classes de solo possuem várias propriedades similares diferenciando-se principalmente pela cerosidade e estrutura, tal fato pode ter influenciado nos resultados de ASCC.

Ainda de acordo com Coleman et al. (1991), além da similaridade, a correlação significativa entre as bandas e alturas espectrais e os parâmetros do solo também ajudam a diminuir os valores de ASCC. Isto encontra-se em concordância com os resultados obtidos por meio de análise de correlação de Pearson, os quais chegaram a alcançar valores de 0,6 (Tabela 3).

Tabela 3. Correlação entre as bandas selecionadas pelo STEPDISC e os atributos do solo selecionados para a pesquisa

Bandas e Atributos	B02 A	B03 A	B06 A	B08 A	B17 A	B19 A	B30 A	h12 A
ARG_A	-0,24*	-0,24**	-0,22*	-0,17 ^{ns}	-0,32**	-0,38**	-0,58**	0,57**
ARG_B	-0,28**	-0,27**	-0,27**	-0,23*	-0,40**	-0,43**	-0,59**	-0,60**
SIL_A	0,40**	0,40**	0,41**	0,45**	0,10 ^{ns}	0,05 ^{ns}	-0,10 ^{ns}	-0,10 ^{ns}
SIL_B	0,05 ^{ns}	0,06 ^{ns}	0,08 ^{ns}	0,14 ^{ns}	0,01 ^{ns}	0,05 ^{ns}	-0,22*	-0,23*
ARE_A	0,15 ^{ns}	0,14 ^{ns}	0,13 ^{ns}	0,07 ^{ns}	0,27**	0,33**	0,54**	0,55**
ARE_B	0,26**	0,25**	0,24*	0,20*	0,37**	0,42**	0,59**	0,60**
MO_A	-0,04 ^{ns}	-0,04 ^{ns}	-0,03 ^{ns}	0,01 ^{ns}	-0,02 ^{ns}	-0,20*	-0,33**	-0,33**
MO_B	-0,15 ^{ns}	-0,15 ^{ns}	-0,13 ^{ns}	-0,11 ^{ns}	-0,07 ^{ns}	-0,05 ^{ns}	-0,11 ^{ns}	-0,11 ^{ns}
SB_A	-0,12 ^{ns}	-0,12 ^{ns}	-0,10 ^{ns}	-0,05 ^{ns}	-0,18 ^{ns}	-0,21**	-0,41**	-0,41**
SB_B	0,05 ^{ns}	0,06 ^{ns}	0,07 ^{ns}	0,15 ^{ns}	-0,03 ^{ns}	-0,07 ^{ns}	-0,26**	-0,27**
FE ₂ O ₃ _A	-0,25*	-0,24**	0,23*	-0,17 ^{ns}	-0,31**	-0,36**	-0,57**	-0,58**
FE ₂ O ₃ _B	-0,25*	-0,24**	0,23*	-0,16 ^{ns}	-0,31**	-0,34**	-0,53**	-0,54**

*significativo ao nível de 5% probabilidade; **significativo ao nível de 1% de probabilidade; ^{ns}não significativo. A – horizonte A; B – horizonte B.

Após a escolha das 8 variáveis que comporiam o modelo, foi efetuada a análise discriminante. As funções discriminantes lineares

obtidas para as classes de solo utilizando os dados de reflectância determinados em laboratório são apresentadas na Tabela 4.

Tabela 4 – Funções discriminantes lineares obtidas para as classes Latossolo Vermelho (LV), Argissolo Vermelho (PV), Nitossolo Vermelho (NV), Cambissolo Háplico (CX) e Neossolo Quartzarênico (RQ)

Variáveis	Classes de solos				
	LV	PV	NV	CX	RQ
Constante	-31,483	-35,047	-33,426	-49,376	-581,820
B02_A	-1980	-7298	6290	-16409	-12201
B03_A	14350	21633	7842	34490	-47277
B06_A	-12158	-13014	-18519	-14971	108982
B08_A	2051	1637	6101	416,719	-33388
B17_A	1441	983,815	1493	1807	-2879
B19_A	-1285	-860,144	-1584	-1562	3161
B30_A	-7663	-6645	-3611	-9189	-13871
h12_A	7660	6633	3805	9119	12382

A – horizonte A.

Após a geração dos modelos, as amostras de solo foram reclassificadas por meio dos mesmos, levando em consideração à distância ao quadrado generalizada entre as classes (distância generalizada de Mahalanobis). Os resultados obtidos por tal procedimento são apresentados na Tabela 5.

Por meio desta etapa, pode-se observar que a maior diferenciação ocorreu quando comparado o Neossolo Quartzarênico com as outras classes, em que, os valores de distâncias foram elevados, estando acima de 900. Por outro lado, os restantes das classes apresentaram distâncias não muito discrepantes quando comparadas umas as outras,

podendo apresentar maior probabilidade de confusão.

Tabela 5. Quadrado da distância generalizada obtido entre as médias das classes de solo

Classe	PV	CX	LV	RQ	NV
PV	0	8,567	2,709	908,533	10,605
CX	8,568	0	8,779	922,173	24,167
LV	2,709	8,779	0	963,451	8,832
RQ	908,533	922,173	963,451	0	976,438
NV	10,605	24,167	8,832	976,438	0

Com as funções discriminantes desenvolvidas (Tabela 4), pode-se determinar a qual destas classes de solo uma determinada amostra retirada da mesma área de estudo pertence. Para isso, a curva espectral média desta amostra deve ser separada nas mesmas bandas e alturas que compunham o modelo. Em seguida, os dados de reflectância deverão ser inseridos em todas as equações da Tabela 4. A equação que apresentar o maior valor estará indicando que a amostra

desconhecida terá maior probabilidade de fazer parte da classe de solo da equação, otimizando assim as prospecções, auxiliando em uma identificação preliminar mais rápida, conforme descrito por Coleman; Montgomery (1990), Demattê; Garcia (1999a) e Nanni et al.(2004).

A Tabela 6 resume a porcentagem total de cada classe e o total de observação estimado para cada classe após a reclassificação dos solos da área de estudo utilizando as funções discriminantes.

Tabela 6. Resumo de resubstituição usando função discriminante linear para cada classe

Classe ¹	AV	CX	LV	RQ	NV	Total
AV	20	3	4	0	2	29 ²
	68,97 ³	10,34 ⁴	13,79 ⁴	0 ⁴	6,90 ⁴	100
CX	1	3	0	0	0	4 ²
	25 ⁴	75 ³	0 ⁴	0 ⁴	0 ⁴	0
LV	13	4	40	0	1	58 ²
	22,41 ⁴	6,90 ⁴	68,97 ³	0 ⁴	1,72 ⁴	100
RQ	0	0	0	1	0	1 ²
	0 ⁴	0 ⁴	0 ⁴	100 ³	0 ⁴	100
NV	0	0	2	0	6	8 ²
	0 ⁴	0 ⁴	25 ⁴	0 ⁴	75 ³	100
Total ⁵	34	10	46	1	9	100
	34	10	46	1	9	100

¹classes de solo; ²total de amostras por classe de solo; ³porcentagem de acerto de cada classe de solo; ⁴porcentagem de erro de cada classe de solo; ⁵total de observação estimado para cada classe.

Os resultados obtidos mostraram que a classe Neossolo Quartzarênico (linha) não foi confundida com outra classe, e embora tratasse de somente uma amostra em meio ao restante, a função discriminante foi capaz de diferenciá-la das demais classes, tomando como base sua resposta espectral. A classe Nitossolo Vermelho foi a segunda que apresentou a melhor estimativa, alcançando taxa de acerto de 75% em comparação à classificação preconizada por EMBRAPA (2006) concordando, desta forma, com os resultados apresentados na Tabela 5, em que é mostrado que esta classe de solo foi a segunda a apresentar a maior distância entre os grupos, diminuindo desta forma a probabilidade de confusão. As porcentagens estimadas para cada classe de solo (colunas) mostraram que o Latossolo Vermelho foi a classe com maior frequência (46

amostras) seguida do Argissolo Vermelho (34 amostras), demonstrando assim a mesma tendência da classificação realizada segundo EMBRAPA (2006) sem análise discriminante.

O erro global médio da classificação foi de 22,4% sendo superior aos 9,29% encontrados por Nanni (2000) e 18,6 obtidos por Fiorio et al. (2010). No entanto, apesar do erro ser relativamente alto, pode ser considerado satisfatório por se tratar de uma região de transição entre basalto e arenito retrabalhado, na qual existem diferenças marcantes entre os atributos químicos, físicos e mineralógicos do solo. Além disso, o reduzido número de amostras para as classes Cambissolo Háplico e Argissolo Vermelho ajudou a elevar a porcentagem de erro, uma vez que a confusão de uma amostra no

primeiro caso pode representar até 25% de erro, concordando com Oliveira (1982) e Nanni (2000).

Com o intuito de reforçar a análise discriminante, foi realizada uma simulação no SAS, em que 60% dos pontos amostrados foram utilizados na geração de um modelo discriminante para cada classe, o qual foi testado pelos 40% restantes. A indicação das amostras que fariam parte da análise foi determinada aleatoriamente pelo

sistema (FIORIO et al., 2010). Realizada a simulação, o sistema forneceu os resultados da Tabela 7, na qual é demonstrada a frequência e a porcentagem de classificação dos dados dentro do modelo de cada classe. Nesta etapa, os próprios indivíduos que foram utilizados na geração do modelo, foram reclassificados pelo mesmo (DEMATTÊ; GARCIA, 1999a; NANNI et al., 2004; FIORIO et al., 2010).

Tabela 7. Resultados obtidos por meio da análise discriminante simulada com dados usados no modelo (60%)

Classe ¹	AV	CX	LV	RQ	NV	Total
AV	608	64	151	0	54	877 ²
	19,95	2,10	4,96	0	1,77	28,78 ³
	69,33 ⁴	7,30 ⁶	17,22 ⁶	0 ⁶	6,16 ⁶	
	65,59 ⁵	25,50 ⁷	9,66 ⁷	0 ⁷	19,85 ⁷	
CX	9	103	9	0	0	121 ²
	0,30	3,38	0,30	0	0	3,97 ³
	7,44 ⁶	85,12 ⁴	7,44 ⁶	0 ⁶	0 ⁶	
	0,97 ⁷	41,04 ⁵	0,58 ⁷	0 ⁷	0 ⁷	
LV	310	84	1355	0	39	1788 ²
	10,17	2,76	44,47	0	1,28	58,68 ³
	17,34 ⁶	4,70 ⁶	75,78 ⁴	0 ⁶	2,18 ⁶	
	33,44 ⁷	33,47 ⁷	86,69 ⁵	0 ⁷	14,34 ⁷	
RQ	0	0	0	34	0	34 ²
	0	0	0	1,12	0	1,12 ³
	0 ⁶	0 ⁶	0 ⁶	100 ⁴	0 ⁶	
	0 ⁷	0 ⁷	0 ⁷	100 ⁵	0 ⁷	
NV	0	0	48	0	179	227 ²
	0	0	1,58	0	5,87	7,45 ³
	0 ⁶	0 ⁶	21,15 ⁶	0 ⁶	78,85 ⁴	
	0 ⁷	0 ⁷	3,07 ⁷	0 ⁷	65,81 ⁵	
Total	927 ⁸	251 ⁸	1563 ⁸	34 ⁸	272 ⁸	3047
	30,42 ⁹	8,24 ⁹	51,30 ⁹	1,12 ⁹	8,93 ⁹	100

¹classes de solo; ²frequência total para cada classe de solo; ³porcentagem de cada classe de solo em relação ao total de dados da tabela; ⁴porcentagem de acerto em relação ao total da linha; ⁵porcentagem de acerto em relação ao total da coluna; ⁶porcentagem de erro em relação ao total da linha; ⁷porcentagem de erro em relação ao total da coluna; ⁸total de frequência estimada para cada classe de solo; ⁹porcentagem de cada classe de solo em relação ao total de dados estimados na tabela.

Assim como ocorrido na análise discriminante (Tabela 6), o Neossolo Quartzarênico não foi confundido com outra classe, tendo sido encontrado 34 vezes durante o processo com um acerto de 100% para as frequências observadas e estimadas. Tal fato já era esperado e encontra-se ligado a sua textura, uma vez que solos com textura mais arenosa tendem a apresentar valores de reflectância mais elevados quando comparados a solos de textura mais argilosa, diferenciando-se, portanto dos demais, como descrito por Demattê (1995), Nanni (2000), Resende et al. (2005) e Florenzano (2011).

Também foi constatado que a classe Cambissolo Háptico alcançou 85,12% de acerto

para as frequências observadas, com uma frequência total de 121 vezes, ficando à frente do Latossolo Vermelho o qual apresentou acerto de 75,78% para as frequências observadas e confusão de até 17% com o Argissolo Vermelho. Os resultados estimados mostraram que o Latossolo Vermelho apresentou acerto de 86,69% para uma frequência total de 1563 vezes. A confusão com a classe Argissolo Vermelho ainda continua, porém menor, girando em torno de 10%.

Os parâmetros de qualidade estatística da tabela de frequência mostraram que na simulação, as frequências observadas e estimadas foram altamente significativas pelo teste do Qui-quadrado ($P < 0,0001$). A correlação entre as classes

observadas e estimadas foram obtidas aleatoriamente por meio de um modelo gerado (para cada classe, similar a Tabela 4) a cada simulação. Em 50 simulações, as observações participaram dos modelos numa frequência total de 3047 tentativas. Destas, 768 vezes os modelos classificaram as observações de forma errada (25,21%) e 2279 vezes os modelos acertaram a classe de solo a que pertencia à observação (74,79%). O coeficiente de contingência utilizado para medir o grau de associação entre duas classes mostrou que os

modelos discriminantes apresentaram $r = 0,82$, ficando abaixo daquele obtido por Nanni (2000), o qual alcançou valor de $r = 0,94$, porém, acima daquele encontrado por Chicati (2011), com $r = 0,74$.

Após tais avaliações, a etapa seguinte foi o teste do modelo de cada classe de solo com os 40% de amostras restantes, as quais não participaram da geração dos mesmos. Os valores de frequência observada e estimada para cada classe de solo são apresentados na Tabela 8.

Tabela 8. Resultados obtidos por meio da análise discriminante simulada com dados independentes do modelo (40%)

Classe ¹	AV	CX	LV	NV	Total
AV	310	68	138	57	573 ²
	15,87	3,48	7,07	2,92	29,34 ³
	54,10 ⁴	11,87 ⁶	24,08 ⁶	9,95 ⁶	
	52,81 ⁵	35,05 ⁷	14,24 ⁷	28,8 ⁷	
CX	25	43	11	0	79 ²
	1,28	2,20	0,56	0	4,05 ³
	31,65 ⁶	54,43 ⁴	13,92 ⁶	0 ⁶	
	4,26 ⁷	22,16 ⁵	1,14 ⁷	0 ⁷	
LV	237	76	755	44	1112 ²
	12,14	3,89	38,66	2,25	56,94 ³
	21,31 ⁶	6,83 ⁶	67,90 ⁴	3,96 ⁶	
	40,37 ⁷	39,18 ⁷	77,92 ⁵	21,67 ⁷	
NQ	9	7	0	0	16 ²
	0,46	0,36	0	0	0,82 ³
	56,25	43,75	0	0	
	1,53 ⁷	3,61 ⁷	0 ⁷	0 ⁷	
NV	6	0	65	102	173 ²
	0,31	0	3,33	5,22	8,86 ³
	3,47 ⁶	0 ⁶	37,57 ⁶	58,96 ⁴	
	1,02 ⁷	0 ⁷	6,71 ⁷	50,25 ⁵	
Total	587 ⁸	194 ⁸	969 ⁸	203 ⁸	1953
	30,06 ⁹	9,93 ⁹	49,62 ⁹	10,39 ⁹	100

¹classes de solo; ²frequência total para cada classe de solo; ³porcentagem de cada classe de solo em relação ao total de dados da tabela; ⁴porcentagem de acerto em relação ao total da linha; ⁵porcentagem de acerto em relação ao total da coluna; ⁶porcentagem de erro em relação ao total da linha; ⁷porcentagem de erro em relação ao total da coluna; ⁸total de frequência estimada para cada classe de solo; ⁹porcentagem de cada classe de solo em relação ao total de dados estimados na tabela.

Observa-se que o Latossolo Vermelho foi a classe que apresentou maior acerto, sendo 67,90 para os valores observados e 77,92% para os valores estimados. A classe Neossolo Quartzarênico não pode ser utilizada na avaliação do modelo, em função de ser uma única amostra e já ter sido utilizada na geração do modelo, desta forma, a matriz de covariância não pode ser avaliada, por falta de amostra que represente a classe. Quando comparados os resultados obtidos na Tabela 7 com os resultados da Tabela 8, pode-se observar que a porcentagem de acerto para as classes de solo diminuiu, com conseqüente elevação da

porcentagem de erro. Em 50 simulações, os indivíduos participaram do modelo numa frequência total de 1953 tentativas. Deste total, os modelos classificaram 743 vezes a observação de forma errada (38%) e 1210 vezes de forma correta (62%).

Assim como na geração dos modelos (60%), o teste dos modelos (40%), mostrou que embora as frequências observadas e estimadas para cada solo tenham sido menores, foram altamente significativas pelo teste de Qui-quadrado ($p < 0,0001$). Este valor alto de Qui-quadrado também mostra que as variáveis dependentes (classes de solo) e independentes (bandas e alturas) apresentaram uma

relação muito significativa. A correlação entre as classes observadas e estimadas pelos modelos apresentou $r = 0,59$ definida pelo coeficiente de contingência.

Este resultado foi inferior ao obtido por Nanni (2000) com $r = 0,89$, porém, foi superior aquele alcançado por Chicati (2011) com $r = 0,53$. No entanto, cabe destacar que o ambiente estudado por ambos os pesquisadores possuíam condições pedológicas e de relevo, assim como, características químicas, físicas e mineralógicas diferentes das encontradas neste trabalho.

Apesar do aumento do erro observado entre a análise realizada com 60% das amostras que construíram o modelo (25,21%) em relação aos 40% que testaram o modelo (38%), os resultados foram satisfatórios, em função da complexidade de formação da área, a qual apresenta várias toposequências e diferentes materiais de origem favorecendo, portanto, a formação de solos com elevada variabilidade de atributos e consequentemente comportamento espectral mesmo quando comparados solos pertencentes à mesma classe.

CONCLUSÕES

As cinco classes de solo encontradas na área de estudo foram discriminadas por meio de sua energia refletida, apresentando taxa de acerto entre 69 e 75%;

A análise discriminante simulada reclassificando amostras que participaram do modelo (60%) foi capaz de acertar a classe de solo a que pertencia à observação com eficiência de 75%;

A análise discriminante simulada reclassificando amostras que não participaram do modelo (40%) foi capaz de acertar a classe de solo a que pertencia à observação com eficiência de 62%;

A utilização da resposta espectral de amostras de solo mostrou-se valiosa na discriminação de classes de solo, sendo capaz de obter bons resultados mesmo em ambiente transicional, onde as características químicas, físicas e mineralógicas apresentam variabilidades significativas.

AGRADECIMENTOS

Ao CNPq, pela concessão de bolsa de doutorado ao primeiro autor, n° processo 141874/2009-0 e bolsa pesquisador do segundo autor, processo n. 303989/2009-2.

ABSTRACT: The pedological surveys are widely used in soil mapping because they are reliable methods, however, although this advantage are time consuming and laborious. Within this context, remote sensing appears as a quickly and promising technique able to assist in the surveys in order to make the process more dynamic. The objective this work was to evaluate the possibility of discrimination of five classes of soils located in the plateau of Apucarana through their spectral responses. Was established a grid of 500 m x 500 m in an area with dimensions of 2500 ha, from which samples were collected at 0 to 0.2 and of 0.8 to 1.0 m deep. The reflectances were obtained with the FiedSpec 3 JR, in the range 350 to 2500 nm. Discriminant equations and simulations were generated from the spectral responses of soil samples. Of the 88 variables evaluated, only 8 were selected by the procedure STEPDISC to be part of the models. The discriminant equations generated were tested, resulting in confusion matrices, which showed accuracy above 70% for each class of soil. Likewise, simulated discriminant equations were generated, obtaining most significant results for reclassification when used data that were part of the model generation (60%) in comparison with the model independent data (40%). The spectral responses of soil samples used in discriminant analysis were able to give support for separation of five classes of soil in the study area, proving to be a valuable tool even in conditions of high pedological and attribute variability as in transitional regions.

KEYWORDS: Reflectance. Discriminant Analysis. Pedological Survey. Mapping.

REFERÊNCIAS

ANDRONIKOV, V. L.; DOBROLVSHIY, G. V. Theory and methods for the use of remote sensing in the study of soils. **Mapping Science and Remote Sensing**, Columbia, v. 28, n. 2, p. 92-101, 1991.

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

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**, Hagerstown, v. 151, n. 5, p. 355-361, 1991.

COLEMAN, T. L.; TADESSE, W. Differentiating soil physical properties from multiple band DOQ data. **Soil Science**, Hagerstown, v. 160, n. 2, p. 81-91, 1995.

CHICATI, M. L. **Avaliação espectral de solos em áreas alagáveis do noroeste do Paraná**. 2011. 185f. Tese (Doutorado em Agronomia), Universidade Estadual de Maringá – Maringá, 2011.

DALMOLIN, R. S. D. **Matéria orgânica e características físicas químicas, mineralógicas e espectrais de latossolos de diferentes ambientes**. 2002. 151f. Tese (Doutorado em Agronomia), Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2002.

DEMATTÊ, J. A. **Relação entre dados espectrais e características físicas, químicas e mineralógicas de solos desenvolvidos de rochas eruptivas**. 1995. 265f. Tese (Doutorado em Agronomia), Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Piracicaba, 1995.

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**, Madison, v. 63, n. 2, p. 327-342, 1999a.

DEMATTÊ, J. A. M.; GARCIA, G. J. Avaliação de atributos de Latossolo Bruno e de terra Bruna Estruturada na região de Guarapuava, Paraná, por meio de sua energia refletida. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 23, n. 2, p. 343-355, 1999b.

DEMATTÊ, J. A. M.; DEMATTÊ, J. L. I.; CAMARGO, W. P.; FIORIO, P. R.; NANNI, M. R. Remote sensing in the recognition and mapping of tropical soils developed on topographic sequences. **Mapping Science and Remote Sensing**, Columbia, v. 38, n. 2, p. 79-102, 2001.

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**, New York, v. 24, n. 23, p. 4715-4738, 2003.

DEMATTÊ, J. M.; GENÚ, A. M.; FIORIO, P. R.; ORTIZ, J. L.; MAZZA, J. A.; LEONARDO, H. C. L. Comparação entre mapas de solos obtidos por sensoriamento remoto espectral e pelo método convencional. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 39, n. 12, p. 1219-1229, 2004.

EPIPHÂNIO, J. C. N.; FORMAGGIO, A. R.; VALERIANO, M. M.; OLIVEIRA, J. B. **Comportamento espectral dos solos do estado de São Paulo**. São José dos campos, SP: Inpe, 1992, 132p.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA - EMBRAPA. **Manual de métodos de análises de solo**. 2.ed. Rio de Janeiro: Ministério da Agricultura e do Abastecimento, 1997. 212p.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA - EMBRAPA. **Sistema brasileiro de classificação de solos**. 2.ed. Rio de Janeiro: EMBRAPA/CNPS, 2006. 412p.

FIORIO, P. R.; DEMATTÊ, J. A. M.; NANNI, M. R.; FORMAGGIO, A. R. Diferenciação espectral de solo utilizando dados obtidos em laboratórios e por sensor orbital. **Bragantia**, Campinas, v. 69, n. 2, p. 453-466, 2010.

FORMAGGIO, A. R.; EPIPHANIO, J. C. N.; VALERIANO, M. M.; OLIVEIRA, J. B. Comportamento espectral (450-2450 nm) de solos tropicais de São Paulo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v.20, n.3, p.467-474, 1996.

- FLORENZANO, T. G. **Iniciação em sensoriamento remoto**. 3ª edição ampliada e atualizada. Editora oficina de texto, 2011. 128p.
- HENDERSON, T. L.; BAUMGARDNER, M. F.; FRANSNEIER, D. High dimensional reflectance analysis of soils organic matter. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v.56, n.3, p.865-872, 1992.
- INSTITUTO DE TERRAS, CARTOGRAFIA E GEOCIÊNCIAS. **Carta de descrição das unidades litoestratigráficas**. Curitiba, 2006. Folha SF-22-Y-B (Presidente Prudente), Escala 1:250.000.
- KÖPPEN, W. M. **Climatologia: con un studio de los climas de la terra**. México: Fondo de Cultura Económica, 1948. 478 p.
- LABSPHERE REFLECTANCE CALIBRATION LABORATORY. **Spectral reflectance target calibrated from 0.25-2.5 nm reported in 0.050 nm intervals**. Sutton, 2009. 5p.
- MADEIRA NETTO, J. S.; BAPTISTA, G. M. M. **Reflectância espectral de solos**. Planaltina: Embrapa Cerrados, 2000. 55p.
- NANNI, M. R. **Dados radiométricos obtidos em laboratório e no nível orbital na caracterização e mapeamento de solos**. 2000. 366f. Tese (Doutorado em Agronomia), Escola superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Piracicaba, 2000.
- NANNI, M. R.; DEMATTÊ, J. A. M. FIORIO, P. R. Análise discriminante dos solos por meio de resposta espectral no nível terrestre. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 39, n. 10, p. 995-1006, 2004.
- NANNI, M. R.; DEMATTÊ, J. A. M. Spectral reflectance methodology in comparison to traditional soil analysis. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 70, n. 2, p. 393-407, 2006.
- NICODEMUS, F. E.; RICHMOND, J. C.; HSIA, J. J.; GINSBERG, I. W.; LIMPERIS, T. **Geometrical considerations and nomenclature for reflectance**. U.S. Department of Commerce, 1977. 52p.
- OLIVEIRA, J. B.; MENCK, J. R. F.; BARBIERI, J. L. **Levantamento pedológico semidetalhado do Estado de São Paulo: quadrícula de Araras**. Campinas: IAC, 1982. 180p. (Boletim Técnico, 71).
- RESENDE, M.; CURI, N.; KER, J. C.; REZENDE, S. B. **Mineralogia de solos brasileiros: Interpretação e Aplicações**. Lavras: Editora UFLA, 2005. 192p.
- SUMMERS, D.; LEWIS, M.; OSTENDORF, B.; CHITTLEBOROUGH, D. Visible near-infrared reflectance spectroscopy as a predictive indicator of soil properties. **Ecological Indicators**, Amsterdam, v. 11, n. 1, p. 123-131, 2011.
- STONER, E. R.; BAUMGARDNER, M. F. Characteristics variations in reflectance of surface soils. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 45, n. 6, p. 1161-1165, 1981.