

## Equações Discriminantes de Solos Utilizando-se Características Espectrais Orbitais.

PETERSON RICARDO FIORIO<sup>1</sup>  
JOSÉ ALEXANDRE M. DEMATTÊ<sup>2</sup>  
MARCOS RAFAEL NANNI<sup>3</sup>

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

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

<sup>3</sup>UEM – Universidade Estadual de Maringá  
Avenida Colombo, 5790 · CEP 87020-900 · Maringá  
mrnanni@uem.br

**Abstract.** The objective of the present work was to generate discriminant equations for each studied soil using data from orbital sensors. The study area was a 473 ha bare soil field located in the region of 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 laboratory pedological analyses. The grid points were georeferenced using Geographic Position System. Reflectance data were obtained with TM-Landsat-5 images. The discriminant equations were generated by statistical treatment with the SAS software. From the six of the seven TM bands were selected. The discriminant equations of orbital data presented 40% success.

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

### 1. Introdução

O ambiente solo é extremamente susceptível às mudanças impostas pelas ações antrópicas.

Essas ações, quando realizadas corretamente, com planejamento prévio, podem minimizar os danos aos recursos naturais, porém uma vez realizadas sem um conhecimento do local a ser trabalhado, geram danos às vezes irreparáveis. Dessa forma, o conhecimento dos atributos dos solos, bem como a sua distribuição espacial e mapeamento, torna-se uma ferramenta imprescindível para a diminuição do impacto ambiental. Isso já foi verificado por Fiorio et al. (2000), onde o avanço desordenado da cana-de-açúcar, sem um planejamento prévio, em solos com alta suscetibilidade a erosão, causou assoreamento na represa da Vila de Artemis, próximo a Piracicaba, SP. A caracterização e o estudo dos solos são a base do mapeamento, o qual é de grande importância no uso racional dos solos. O Brasil tem aproximadamente 8,5 milhões de km<sup>2</sup>, grande parte utilizada para produção agrícola. Entretanto, os levantamentos de solos são em escalas muito generalizadas e não são compatíveis com as necessidades de informações para o emprego de alta tecnologia na agricultura, visando maior produtividade com menor degradação (Demattê & Garcia, 1999a). Deve-se empregar cada parcela de terra de acordo com a sua capacidade de sustentação. Conforme descrito em Lepsch (1991), a determinação do método de capacidade de uso pressupõe alto nível de manejo tecnológico sendo necessário mapas de solos mais detalhados. Com o advento de novos sensores e a intensificação da utilização da tecnologia na agricultura, o desenvolvimento de técnicas de sensoriamento remoto aplicadas ao estudo de solos torna-se importante. Demattê (2001) descreve a importância da utilização de novas tecnologias, como o sensoriamento remoto, que

no auxílio do mapeamento. Baptista et al. (1999) pela metodologia baseada na manipulação matemática de bandas do sensor hiperespectral AVIRIS, gerou mapa de teores de argila, podendo auxiliar mapeamentos de solos. Nesse aspecto, a avaliação do comportamento espectral dos solos poderia até mesmo por imagens de satélite, auxiliar mais rapidamente na obtenção de informações relativas à sua caracterização e mapeamento (Coleman et al., 1993). Segundo estes autores, vários estudos vêm buscando identificar áreas do espectro eletromagnético que melhor detectem as diferenças entre os solos e identifiquem suas propriedades importantes para o mapeamento, permitindo assim, discriminá-los e classificá-los. Sensores instalados em satélites ou aviões podem obter informações de áreas maiores e de difícil acesso. Entretanto, destaque-se os inúmeros problemas na avaliação desses produtos, como os atmosféricos (Guyot, 1996) e situação de superfície (Huete, 1996). Odeh & MacBratney (2000) comprovaram que a utilização do sensoriamento remoto e técnicas estatísticas foram as mais eficientes e menos onerosas, na avaliação de solos. Demattê & Garcia (1999b) concluíram que as análises discriminantes foram 100 % eficientes na separação do Latossolo Bruno e da Terra Bruna Estruturada, utilizando dados espectrais de laboratório, com 13 bandas, entre 684 nm e 2.500 nm. Nanni (2000) trabalhando com 43 bandas espectrais, verificou pelas análises discriminantes para 18 unidades de solo, no nível de laboratório, um acerto superior a 80 %; porém, para dados orbitais, obteve um acerto de 40 % e quando os solos foram agrupados em função do material de origem, o acerto passou para 70 %. Aliás, Demattê & Garcia (1999a) obtiveram melhores resultados quando solos desenvolvidos do mesmo material de origem foram agrupados. Demattê et al. (2000) concluíram que as análises discriminantes, obtidas com radiometria de laboratório discriminaram 100 % das 26 unidades estudadas e 99,3 % para as discriminantes obtidas com dados orbitais do TM-Landsat 5. A hipótese levantada nesse trabalho está relacionada com a possibilidade do sensoriamento remoto, utilizando-se de dados de reflectância, discriminar solos com diferentes materiais de origem em diferentes níveis de aquisição de dados. Para tanto o objetivo desse trabalho foi o de gerar equações discriminantes para cada solo desenvolvido numa área da região de Barra Bonita, SP, utilizando-se dados espectrais obtidos por sensor em laboratório e orbital e testar a separabilidade destes solos.

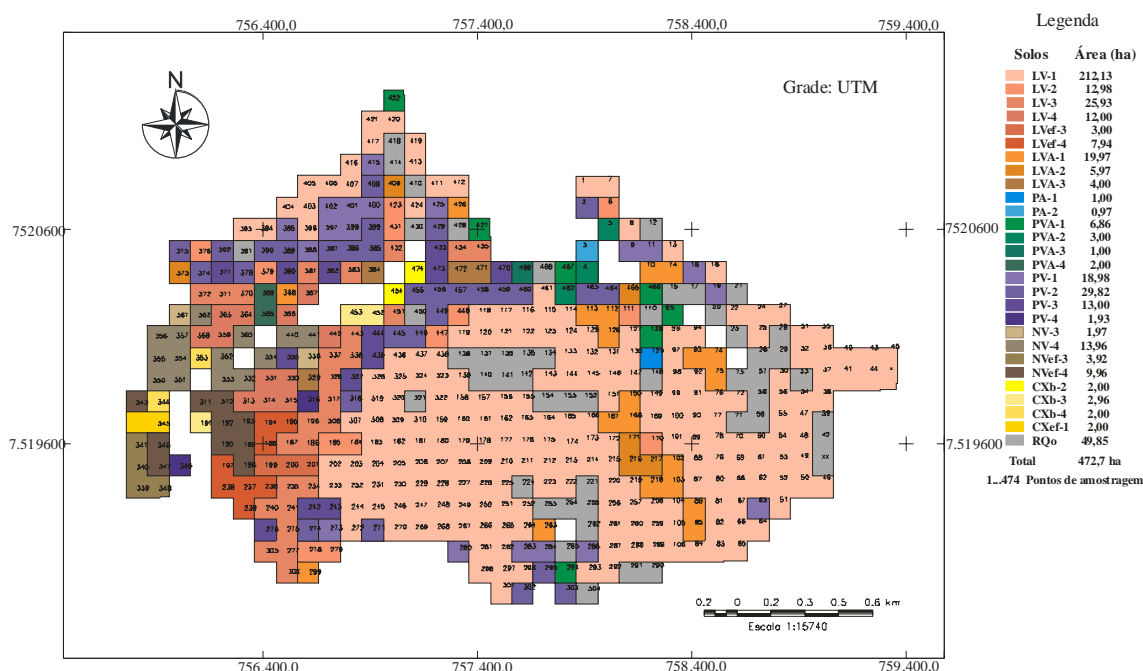
## 2. Material e Métodos

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''- 22°23'16,53'' latitude sul e 48°31'24,22''- 48°27'51,77'' longitude oeste, com extensão de 473 há e apresentando 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 orbital 222, ponto 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 com chip para cor de Munsell (Post et al., 1994; Campos, 2002). Para o ataque sulfúrico, foi utilizada a metodologia preconizada por Camargo et al. (1987), selecionando-se das 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 ( $TiO_2$ ).

Na obtenção dos dados espectrais de satélite, foi utilizada uma cena TM-Landsat-5 nas bandas 1, 2, 3, 4, 5 e 7. Após definida a área de estudo, foi realizado um corte na imagem usando o programa SPRING (INPE, 1999), sendo em seguida os dados de níveis de cinza transformados em reflectância. Segundo Ben-Dor (2002), os valores de níveis de cinza obtidos das cenas do sensor TM-Landsat devem ser devidamente ajustados aos efeitos atmosféricos para que, posteriormente, os números digitais possam ser convertidos em valores de reflectância real. Para tanto, foi utilizado o modelo 5S (Simulação do Sinal do Satélite dentro do Espectro Solar) (Tanré et al., 1992; Zullo Jr., 1994). Após o processo de correção e conversão, o nível de cinza zero presente na imagem passou a corresponder à reflectância 0 % e o nível de cinza 255 à reflectância 100 %. Para adequar o posicionamento da imagem com a verdade de campo, a correção geométrica se fez necessária. Dessa forma, foram utilizadas cartas planialtimétricas e pontos obtidos no campo com equipamento GPS (Global Positioning System) com erro submétrico. Objetivando manter o valor do pixel o mais semelhante possível ao seu valor original, utilizou-se o método de interpolação denominado vizinho mais próximo, que corrige apenas as distorções de escala, deslocamento ou rotação existentes entre a imagem e a projeção terrestre (Crósta, 1992). Uma vez registrada, a cena foi visualizada em composição colorida R/G/B, nas bandas 1/2/3 e 4/5/7. Sobre os planos de informação “imagens”, foram sobrepostos os pontos de amostragem da grade. Em cada ponto de amostragem, foram determinados os dados espectrais das referidas bandas TM-Landsat-5.

A análise estatística e comparação dos resultados: Foram obtidos os dados de reflectância apenas da camada superficial dos solos, nas bandas do TM-Landsat-5, sendo : B1: 450-520 nm, B2: 520-600 nm, B3: 630-690 nm, B4: 760-900 nm, B5: 1150-1750 nm, B7: 2080-2350 nm. As análises discriminantes partiram de grupos de solos pré-determinados, sendo reagrupadas algumas classes de solos, onde LVe f 3 e 4 passaram para LVe f, NV 3 e 4 para NV, CXb 2, 3 e 4 para CXb, totalizando 23 classes de solos das 28 classes iniciais (**Figura 1**).



**Figura 1.** Representação do mapa de solos detalhado por textura. Onde (LV) LATOSSOLOS VERMELHOS; (LVe f) LATOSSOLOS VERMELHOS Eutroférricos; (LVA) LATOSSOLOS VERMELHO-AMARELOS; (PA) ARGISSOLOS AMARELOS, (PVA) ARGISSOLOS VERMELHO-AMARELOS; (PV) ARGISSOLOS VERMELHOS; (NVe) NITOSSOLOS VERMELHO Eutroférricos; (NVe f) NITOSSOLOS VERMELHOS Eutroférricos; (CXb) CAMBISSOLOS HÁPLICOS Tb; (CXe f) CAMBISSOLOS HÁPLICOS Eutroférricos; (RQo) NEOSSOLOS QUARTZARÊNICOS Órticos. Os números a frente das siglas dos solos representam texturas 1 (média 150-250 g kg<sup>-1</sup>), 2 (média 250-350 g kg<sup>-1</sup>), 3 (argilosa 350-600 g kg<sup>-1</sup>) e 4 (muito argilosa >600 g kg<sup>-1</sup>).

Num primeiro momento, foram realizadas as seleções das variáveis preditoras, o programa verifica dentro do conjunto dos solos a serem discriminados, quais variáveis espectrais são significativas a 1 % de probabilidade na discriminação desses solos, para os dados orbitais.

Para não permitir nenhuma tendenciosidade na análise, passou-se para o procedimento de avaliação de colinearidade das variáveis para que não houvesse duas ou mais variáveis que pudessem estar sobrepondo-se. 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.

### 3. Resultados e Discussão

#### 3.1 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. Das seis variáveis dos dados orbitais (bandas 1,2,3,4,5e 7) apenas a banda 2 não foi selecionada, o que difere dos resultados obtidos por Nanni (2000), onde todas as variáveis orbitais foram necessárias. As equações lineares discriminantes geradas para os dados orbitais na **Tabela 1**. As equações têm por objetivo nortear os resultados de classificação de solos utilizando dados de reflectância. Concordando com Colemam 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 orbitais de uma determinada amostra sem que se saiba qual é o solo, pode-se calcular as bandas TM devidamente processadas, e aplicá-las nas equações (**Tabela 1**). Aquela que resultar em um maior valor terá maior probabilidade de representar o solo desconhecido.

**Tabela 1. Equações lineares discriminantes em função da reflectância dos dados TM-Landsat -5, para as 23 unidades de mapeamento da área de estudo.**

Solo <sup>1</sup>	Equação discriminante <sup>2</sup>
CXB	$-38,10391 + (-8,17651.TM_1) + (4,47090.TM_3) + (1,02498.TM_4) + (1,40815.TM_5) + (-0,94640.TM_7)$
CXEF1	$-48,11706 + (-8,26581.TM_1) + (5,06632.TM_3) + (1,07090.TM_4) + (1,62464.TM_5) + (-1,28670.TM_7)$
LV1	$-66,45214 + (-10,75198.TM_1) + (4,21188.TM_3) + (1,01808.TM_4) + (2,46033.TM_5) + (-0,26887.TM_7)$
LV2	$-63,31388 + (-9,36366.TM_1) + (4,84026.TM_3) + (1,26616.TM_4) + (1,56273.TM_5) + (0,04240.TM_7)$
LV3	$-39,02309 + (-8,25114.TM_1) + (3,99626.TM_3) + (1,14479.TM_4) + (1,56435.TM_5) + (-0,76423.TM_7)$
LV4	$-36,09287 + (-7,83021.TM_1) + (4,17374.TM_3) + (0,81787.TM_4) + (1,69626.TM_5) + (-1,14290.TM_7)$
LVA1	$-61,86856 + (-9,16350.TM_1) + (4,21113.TM_3) + (1,00373.TM_4) + (2,26389.TM_5) + (-0,36794.TM_7)$
LVA2	$-57,36781 + (-7,98193.TM_1) + (3,68121.TM_3) + (0,90358.TM_4) + (2,31255.TM_5) + (-0,31288.TM_7)$
LVA3	$-40,49953 + (-7,45012.TM_1) + (4,34788.TM_3) + (0,79666.TM_4) + (1,49535.TM_5) + (-0,61865.TM_7)$
LVEF	$-37,40379 + (-8,60542.TM_1) + (4,60951.TM_3) + (0,98553.TM_4) + (1,37065.TM_5) + (-0,98014.TM_7)$
NV	$-36,89305 + (-9,03373.TM_1) + (4,49752.TM_3) + (1,21486.TM_4) + (1,33747.TM_5) + (-1,08183.TM_7)$
NVEF	$-39,89299 + (-9,79817.TM_1) + (5,23224.TM_3) + (1,03169.TM_4) + (1,30794.TM_5) + (-1,28979.TM_7)$
PA1	$-96,65936 + (-10,88925.TM_1) + (2,74009.TM_3) + (2,40357.TM_4) + (3,35678.TM_5) + (-0,75881.TM_7)$
PA2	$-45,46696 + (-6,91843.TM_1) + (3,87519.TM_3) + (0,61275.TM_4) + (2,23689.TM_5) + (-1,01751.TM_7)$
PV1	$-65,29949 + (-9,35034.TM_1) + (4,45727.TM_3) + (1,02412.TM_4) + (2,18996.TM_5) + (-0,26972.TM_7)$
PV2	$-62,04446 + (-8,61380.TM_1) + (4,44971.TM_3) + (0,94951.TM_4) + (2,07696.TM_5) + (-0,29018.TM_7)$
PV3	$-40,70583 + (-7,74146.TM_1) + (3,87025.TM_3) + (1,03635.TM_4) + (1,67351.TM_5) + (-0,64575.TM_7)$
PV4	$-46,76365 + (-10,77422.TM_1) + (5,00996.TM_3) + (1,28553.TM_4) + (1,63239.TM_5) + (-1,19860.TM_7)$
PVA1	$-67,22319 + (-9,07418.TM_1) + (3,20247.TM_3) + (1,80733.TM_4) + (2,43214.TM_5) + (-0,41339.TM_7)$
PVA2	$-66,95143 + (-9,06706.TM_1) + (4,59002.TM_3) + (0,93375.TM_4) + (2,20629.TM_5) + (-0,28323.TM_7)$
PVA3	$-70,73395 + (-6,91075.TM_1) + (4,01980.TM_3) + (0,99096.TM_4) + (2,11327.TM_5) + (0,14164.TM_7)$
PVA4	$-38,88580 + (-6,91880.TM_1) + (3,69984.TM_3) + (1,01860.TM_4) + (1,78492.TM_5) + (-0,97426.TM_7)$
RQO	$-66,42202 + (-9,82829.TM_1) + (3,97301.TM_3) + (1,10538.TM_4) + (2,49067.TM_5) + (-0,30785.TM_7)$

<sup>1</sup> Classes de solos presentes na área de estudo, descritos na Figura 1, desse trabalho

<sup>2</sup> Equações discriminantes geradas pelo SAS, para cada classe de solo da área de estudo

### 3.2 Análise das equações discriminantes geradas.

As equações discriminantes dos dados orbitais 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 2**. Das 473 amostras, 191 foram classificadas corretamente, obtendo-se um acerto total de 40,4 %, o que perfaz um erro de 59,6 % com 282 amostras (**Tabela 2**). Esses valores estão próximos aos obtidos por Nanni (2000) com acerto global próximo de 40 %. Demattê et. al. (2000) observaram um acerto de 99,3 % para 26 unidades de mapeamento da região de Piracicaba, avaliada por imagens Landsat. O alto índice de acerto pode estar relacionado com a metodologia detalhada para a detecção de solos expostos.

Para as classes com número de observações menores ou iguais a sete, há os CXef, PA1, PA2 e PVA3, que apresentaram 100 % de acerto. Verificou-se também 100 % de confusão para as classes CXb e PV4, apesar de serem confundidos com solos de texturas semelhantes, mais argilosas. O PVA4, para as suas duas observações, apresentou um acerto de 50 %, sendo confundido com o LV4; esses solos, para a camada A não apresentam diferenças. Os demais solos com menor número de observações, LVA2, LVA3, PVA2 e PVA1, obtiveram baixas porcentagens de acerto, e na maioria dos casos foram confundidos com solos semelhantes, para a camada A. Apesar das classes estarem sendo confundidas com solos semelhantes, os resultados gerados com números reduzidos de observações podem ser pouco confiáveis. Os resultados mais satisfatórios obtidos para o nível orbital são para as classes LV1 com 69,4 % de acerto e para NVec com 57,1 %. O LV1, tem como material de origem o arenito com cimento argiloso, apresenta textura média (15 – 25 g kg<sup>-1</sup> de argila) e predomina em áreas de topo do relevo. Com exceção do PV3, os demais solos confundidos no teste da equação discriminante, apresentam características químicas e físicas em superfície semelhantes (**Tabela 2**). Tal fato se repete para o solo NVec, o qual é originado do basalto e apresenta-se em relevos mais ondulados e textura mais argilosa. A discriminação de solos desenvolvidos de basalto, concorda com Nanni & Demattê (2001 a) que estudaram solos do Paraná. É importante destacar que apesar dos dados orbitais não terem apresentado uma maior porcentagem de acerto, os resultados podem ser considerados satisfatórios uma vez que a maioria dos solos confundidos, em superfície, é muito semelhante podendo ser agrupados em dois grandes grupos, o primeiro de textura arenosa – média, provenientes do arenito de cimento argiloso, e o segundo mais argiloso originado do basalto.

Nanni (2000) verificou que classes de solos com teores de ferros mais elevados, materiais de origem diabásio tiveram pouca ou nenhuma confusão com as classes oriundas do arenito. Mesmo em condições de campo, para a porção superficial, as características químicas e físicas são muito semelhantes dentro de cada um desses dois grandes grupos, tais como teores de ferro, matéria orgânica, argila, areia e cor, o que dificultaria a sua separabilidade, concordando com Nanni (2000). A utilização das equações discriminantes dos dados orbitais é uma ferramenta importante em uma primeira avaliação mais rápida de solos de diferentes regiões do país, concordando com Coleman & Montgomery (1990).

Tabela 2. Resultados da análise discriminante, número de observações, classificação e erro para os dados obtidos das 6 bandas do TM-Landsat 5 nas 473 amostras da área de estudo.

Solo <sup>1</sup>	Total de Amostras <sup>2</sup>	Acerto <sup>3</sup>		Erro <sup>4</sup>		Solos confundidos <sup>5</sup>
		Amostras	%	Amostras	%	
CXb	7	-	-	7	100,0	LVA3(1), LVef(2), NV(1), NVef(1), PV4(1), PVA4(1)
CXef1	2	2	100,0	-	-	-
LV1	213	148	69,4	65	30,5	LV2(7), LVA1(7), LVA2(17), PA1(3), PV1(2), PV2(1), PV3(2), PV4(1), PVA1(5), PVA2(9), PVA3(4), RQo(7)
LV2	13	1	7,7	12	92,3	LV1(2), LVA1(1), LVef(1), PA2(1), PV1(1), PV2(1), PV4(2), PVA2(2), PVA3(1)
LV3	26	4	15,4	22	84,6	CXB(1), LV4(5), LVA3(4), LVef(2), NV(1), NVef(1), PA2(1), PV2(1), PV3(1), PV4(2), PVA1(1), PVA4(2)
LV4	12	1	8,3	11	91,6	CXef1(2), LV3(2), LVef(2), NV(1), PA2(1), PV4(1), PVA4(2)
LVA1	20	1	5,0	19	95,0	LV1(5), LVA2(3), PA1(1), PA2(1), PV4(1), PVA2(3), PVA3(4), RQo(1)
LVA2	6	2	33,3	4	66,6	LV1(1), PA2(1), PVA1(1), PVA3(1)
LVA3	4	3	75,0	1	25,0	LVef(1)
LVef	11	3	27,3	8	72,7	CXef1(1), LV4(2), LVA3(1), NV(1), NVef(1), PV4(2)
NV	16	2	12,5	14	87,5	CXef1(1), LV4(3), LVef(4), NVef(4), PV4(1), PVA1(1)
NVef	14	8	57,1	6	42,8	CXB(1), LV4(1), LVA3(1), NV(1), PV4(2)
PA1	1	1	100,0	-	-	-
PA2	1	1	100,0	-	-	-
PV1	19	1	5,3	18	94,7	LV1(5), LV2(3), LVA1(1), LVA2(2), PV2(2), PVA2(2), PVA3(2), RQo(1)
PV2	30	2	6,7	28	93,3	LV1(1), LV2(3), LV3(1), LVA1(1), LVA2(3), LVA3(1), PV1(1), PV3(3), PVA1(1), PVA2(5), PVA3(8)
PV3	13	1	7,7	12	92,3	CXef1(1), LV1(1), LV3(2), LV4(1), LVA3(2), LVef(2), PA2(1), PV2(1), PVA4(1)
PV4	2	-	-	2	100,0	LV3(1), NVef(1)
PVA1	7	2	28,6	5	71,4	LVA2(1), PA1(2), PVA2(1), PVA3(1)
PVA2	3	1	33,3	2	66,7	LVA1(1), PVA3(1)
PVA3	1	1	100,0	-	-	-
PVA4	2	1	50,0	1	50,0	LV4(1)
RQo	50	5	10,0	45	90,0	CXef1(2), LV1(21), LV2(2), LVA1(2), LVA2(3), PA1(2), PV1(1), PV2(2), PVA1(4), PVA2(2), PVA3(3), PVA4(1)
<b>Total</b>	<b>473</b>	<b>191</b>	<b>40,4</b>	<b>282</b>	<b>59,6</b>	

<sup>1</sup> Classes de solos presentes na área de estudo, descritos na Figura 1, desse trabalho. <sup>2</sup> Total de observações de cada classe. <sup>3</sup> Número de amostras e porcentagem classificadas corretamente pela equação discriminante para cada classe de solo. <sup>4</sup> Número de amostras e porcentagem classificadas erroneamente pela equação discriminante para cada classe de solo. <sup>5</sup> Classes de solos que foram confundidas no processo de classificação pelas equações discriminantes.

#### 4. Conclusões

a- A discriminação de solos previamente classificados apresenta dificuldades, pois o sensor do satélite capta as informações de superfície. Nesse caso, os sensores em órbita auxiliam na discriminação das características de superfície dos solos.

b - Os resultados orbitais, apesar de apresentarem baixos valores de acertos, mostraram eficiência em separar os solos de acordo com o material de origem, sendo uma classe de solos mais argilosa e outra mais arenosa. As maiores confusões foram observadas entre os solos de textura média e arenosa, sendo suas características físicas e químicas muito semelhantes.

c - As equações obtiveram um acerto de 40 % para os dados orbitais.

## Agradecimentos

À Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo, pela aquisição do espectrorradiômetro IRIS, (proc. n.º 95/6259-6), pela bolsa de Doutorado do primeiro autor, através do (proc. n.º 99/04325-2); ao CNPq pela bolsa de pesquisador ao segundo autor (proc. n.º 300371/96-9).

## Referências

BAPTISTA, G. M. M.; MADEIRA NETO, J. S.; CARVALHO JUNIOR, O. A.; MARTINS, E. S. Mapeamento dos teores de argila de solos tropicais, por meio de dados de sensoriamento remoto hiperespectral (compact disc). In: CONGRESSO BRASILEIRO DE CIÊNCIA DO SOLO, 2, Brasília, 1999. Brasília, 1999

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.

CRÓSTA, A. P. **Processamento digital de imagens de sensoriamento remoto**. Campinas : UNICAMP, 1992. 170 p.

DEMATTE, J.A. M. O pedólogo e agricultura de precisão. **Boletim Informativo da Sociedade Brasileira de Ciência do Solo**, v.26, n.1 , p.17-19, jan./mar, 2001.

DEMATTE, 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, 1999a.

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

DEMATTE, J.A.M.; HUETE A.R.; FERREIRA Jr. L.G.; ALVES M.C.; NANNI M.R.; CERRI C.E. Evaluation of tropical soils through ground and orbital sensors. In: INTERNATIONAL CONFERENCE OF GEOSPATIAL INFORMATION IN AGRICULTURE AND FORESTRY, 2. Lake Buena Vista, 2000. **Proceedings**. Lake Buena Vista: Erim, 2000. v.2, p. 34-41.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA. Centro Nacional de Pesquisa de Solos. **Sistema brasileiro de classificação de solos**. Brasília: Serviço de Produção. 1999. 412 p.

FIORIO, P. R.; DEMATTE, J. A. M.; SPAROVEK, G. Cronologia do uso da terra e seu impacto ambiental na microbacia hidrográfica do Córrego do Ceveiro, Piracicaba (SP). **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v.35, n.4, p.671-679, abr. 2000.

GERBERMANN, A. H.; NEHER, D. D. Reflectance of varying mixtures of a clay soil and sand. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v.45, n.8, p.1145-1151, 1979.

GUYOT, G.; GU, X.F.; WEISS, M; BARET, F. Du signal satellitaire à la reflectance au sol: problèmes direct et inverse. *Photo Interpretation*, v.32, n.2, p.119-137, 1996.

- HUETE, A. R.; ESCADAFAL, R. Assessment of biophysical soil properties through spectral decomposition techniques. **Remote Sensing of Environment**, v. 35, p. 149-159, 1991.
- 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.
- LEPSCH, I.F. BELLINAZZI, J.R.; BERTOLINI, D.; ESPÍNDOLA, C.R. **Manual para levantamento utilitário do meio físico e classificação de terras no sistema de capacidade de uso**. Campinas: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 1991. 175p.
- 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. Quantification and discrimination of soils developed from basalt as evaluated by terrestrial, airborne and orbital sensors (compact disc). In: X SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, Foz do Iguaçu, abril 2001. **Anais**. São José dos Campos, INPE, 2001a.
- ODEH, I. O. A.; MacBRATNEY, A. B. Using AVHRR images for spatial prediction of clay content in the lower Namoi Valley of eastern Australia. **Geoderma**, p. 237-254, 2000.
- POST, D.F.; HORVATH, 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.
- TANRÉ, D.; HOLBEN, B.N.; KAUFMAN, Y.J. Atmospheric correction algorithm for NOAA-AVHRR products: theory and application. **IEEE Transactions Geoscience Remote Sensing**, v.30, p.231-248. 1992.
- ZULLO Jr, J. Correção atmosférica de imagens de satélite e aplicações. Campinas, 1994. 191p. Tese (Doutorado), Universidade de Campinas.