

Discriminação de solos da região noroeste paranaense por meio de resposta espectral

Everson Cezar ¹
Marcos Rafael Nanni ¹
Marcelo Luiz Chicati ²
Carlos Antônio da Silva Júnior ¹
Roney Berti de Oliveira ³
Mônica Sacioto Chicati ¹
Franciele Romagnoli ¹

¹ Universidade Estadual de Maringá – UEM
Avenida Colombo, 1790 – Jardim Universitário – Maringá – PR – CEP 87020-900
eversoncezar@yahoo.com.br
marcos.nanni@gmail.com
carlos-junior89@hotmail.com
monicasacioto@gmail.com
romagnoli.fran@gmail.com

² Universidade Estadual de Maringá – UEM
Campus do Arenito – Rodovia PR 482, Km 45 – Cidade Gaúcha – PR – CEP 87820-000
mlchicati@hotmail.com

³ Universidade do Estado do Mato Grosso - UNEMAT
Campus I, Rod. MT 208, Km 147 – Jardim Tropical – Alta Floresta – MT – CEP 78580-000
ronyberti@hotmail.com

Abstract. The pedological surveys are widely used in soil mapping because they are reliable methods, however, although this advantage are time consuming and laborious. On the other hand, 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 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.

Palavras-chave: soil, sensor, reflected energy, solo, sensor, energia refletida.

1. Introdução

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). 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 e 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 e Dobrovolskiy, 1991; Demattê et al., 2004). 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 Coleman e Montgomery (1987), Coleman et al. (1991), Demattê e Garcia (1999a,b), Demattê et al. (2001), Demattê e 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 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 por meio de suas respostas espectrais.

2. Metodologia de trabalho

A área de estudos localiza-se na região noroeste Paranaense, 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. 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 areia total, silte, argila, carbono orgânico e ferro total foram determinados conforme Embrapa (1997).

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 (Epiphany 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 (Cezar et al., 2012).

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 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 e 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. Após este procedimento, 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.

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.

3. 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.

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

B. E ⁽¹⁾	P > F	W.L ⁽²⁾	P < L	C.C ⁽³⁾	P > ASCC
B03_A	0,0001	0,22	0,0001	0,19	0,0001
B17_A	0,0001	0,13	0,0001	0,22	0,0001
B05_A	0,0001	0,09	0,0001	0,29	0,0001
B19_A	0,0001	0,07	0,0001	0,33	0,0001
B08_A	0,0006	0,06	0,0001	0,37	0,0001
B02_A	0,0033	0,05	0,0001	0,40	0,0001
B06_A	0,0054	0,04	0,0001	0,41	0,0001
B30_A	0,0048	0,04	0,0001	0,42	0,0001
h12_A	0,0044	0,03	0,0001	0,45	0,0001

¹ Bandas Escolhidas; ² Wilks Lambda; ³ Correlação Canônica; 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.

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. O teste F mostrou que todas as variáveis escolhidas para fazerem parte do modelo foram significativas ao nível de 5% de probabilidade. 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 significativa 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). 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. 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 2.

Tabela 2. Funções discriminantes lineares obtidas para as classes Latossolo Vermelho (LV), Argissolo Vermelho (PV), Nitossolo Vermelho (NV), Cambissolo Háptico (CX) e Neossolo Quartzarênico (RQ).

Variáveis	Classes de solos				
	LV	PV	NV	CX	RQ
Bandas	-31,48	-35,05	-33,43	-49,38	-581,82
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 descritos na Tabela 2, 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). A Tabela 3 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 3. Resumo de re-substituição usando função discriminante linear para cada classe.

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

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 Háptico 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 4, 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 e Garcia, 1999a; Nanni et al., 2004; Fiorio et al., 2010).

Tabela 4. 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 3), 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 Háplico alcançou 85,12% de acerto, 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. 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 2) 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 do obtido por Nanni (2000) com $r = 0,94$, 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 5.

Tabela 5. Resultados obtidos por meio da análise discriminante simulada com dados independentes do modelo (40%).

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

4. Conclusões

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 nº do processo 141874/2009-0.

Referências Bibliográficas

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**, v.28, n.2, p. 92-101, 1991.

Cezar, E., Nanni, M. R., Chicati, M. L., Souza Júnior, I. G., Costa, A. C. S. Avaliação e quantificação das frações silte, areia e argila por meio de suas respectivas reflectâncias. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v.36, n.4, p. 1157-1165, 2012.

Coleman, T. L., Montgomery, O. L. Soil Moisture, organic matter and iron content effect on the spectral characteristics of selected vertisols and alfisols in Alabama. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v.53, n.12, p. 1659-1663, 1987.

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.

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

Demattê, J. A. **Relação entre dados espectrais e características físicas, químicas e mineralógicas de solos desenvolvidos de rochas eruptivas**. 1995. 265 p. 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**, v.63, n.2, p. 327-342, 1999.

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**, 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**, 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**, 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: INPE, 1992. p. 1-132.

Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. **Manual de métodos de análises de solo**. Rio de Janeiro: CNPS, 1997. p. 1-212.

Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. **Sistema brasileiro de classificação de solos**. Rio de Janeiro: CNPS, 2006. p. 1-412.

Formaggio, A. R., Epiphânio, 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**, v.20, n.3, p. 467-474, 1996.

Florenzano, T. G. **Iniciação em sensoriamento remoto**. Oficina de Textos, 2011. p. 1-128.

Labsphere Reflectance Calibration Laboratory. **Spectral reflectance target calibrated from 0.25-2.5 nm reported in 0.050 nm intervals**. Sutton, 2009. p. 1-5.

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**, 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**, v.70, n.2, p. 393-407, 2006.

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, 2005. p. 1-192.

Stoner, E. R., Baumgardner, M. F. Characteristic variations in reflectance of surface soils. **Soil Science Society of America Journal**, v.45, n.6, p. 1161-1165, 1981.