

**Universidade de São Paulo
Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”**

**Técnicas espectroscópicas e atributos do terreno no mapeamento digital
de solos**

Rodnei Rizzo

**Dissertação apresentada para obtenção do título de
Mestre em Agronomia. Área de concentração:
Solos e Nutrição de Plantas**

**Piracicaba
2011**

Rodnei Rizzo
Engenheiro Agrônomo

Técnicas espectroscópicas e atributos do terreno no mapeamento digital de solos

Orientador:
Prof. Dr. **JOSÉ ALEXANDRE MELO DEMATTÊ**

**Dissertação apresentada para obtenção do título de
Mestre em Agronomia. Área de concentração:
Solos e Nutrição de Plantas**

**Piracicaba
2011**

**Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
DIVISÃO DE BIBLIOTECA - ESALQ/USP**

Rizzo, Rodnei
Técnicas espectroscópicas e atributos do terreno no mapeamento digital de solos /
Rodnei Rizzo. - - Piracicaba, 2011.
171 p. : il.

Dissertação (Mestrado) - - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", 2011.
Bibliografia.

1. Espectrometria 2. Mapeamento do solo 3. Sensoriamento remoto 4. Solos -
Propriedades químicas 5. Topossequências I. Título

CDD 631.47
R627t

"Permitida a cópia total ou parcial deste documento, desde que citada a fonte – O autor"

A Deus, pela vida, e família maravilhosa com que fui presenteado.

OFEREÇO

A minha mãe Raquel, pelo amor, dedicação e apoio em todos os momentos da minha vida, sem os quais não teria conquistado tantas vitórias.

Ao meu pai Roberto pelo carinho, constante cuidado durante toda minha vida e acima de tudo, exemplo de força de vontade e determinação.

A minha irmã Rebeca, pela ternura, maturidade e paciência, que me guiaram em direção à felicidade, mesmo em momentos difíceis.

Aos meus avós Adair e Artur, por contribuírem imensamente em minha criação, me ensinando a maior de todas as lições, a capacidade de amar incondicionalmente.

A minha tia Débora, pessoa de tanta força e determinação, que todos os dias me ensina a encarar a vida com simplicidade e alegria.

DEDICO

AGRADECIMENTOS

Ao professor **Dr. José Alexandre Melo Demattê**, pela orientação, paciência e fundamental amizade, sem a qual não seria possível terminar este trabalho.

À **Comissão do Programa de Pós-graduação em Solos e Nutrição de Plantas** da Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, da Universidade de São Paulo, pela oportunidade concedida, Prof. Dr. Álvaro Pires da Silva, Prof. Dr. Luis Reynaldo Ferracciú Alleoni e Prof. Dr. Pablo Vidal-Torrado.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (**CAPES**) por conceder a bolsa de estudos essencial à condução deste trabalho.

A Usina Furlan pela disponibilização da área para realização do estudo.

Ao **Prof. Igo Lepsch** não só pela ajuda na confecção do mapa de solo, mas também pelos inúmeros conselhos, orientações e os excelentes bate papos.

A todos os **colegas da pós-graduação**, em especial **Fabício Terra, Suzana Romeiro, Marco Bortoletto, Akenia, Simone, Evandro, Osmar (Dito!!!), Salsa, Leonardo Ramirez, Máisa Bellizário, Rodrigo Coqui, Diogo, Josiane, Alexandre (Zé), Negão, Ingrid, Roberta, Sabrina, Marina, Sérgio, Osvaldo, Sâmala, Mariana, Beirute, Tati, Sueli.**

A todos os **estagiários** do laboratório de Sensoriamento remoto, em especial ao **Julio, Marston, Baiano, Sem vergonha e Bruno.**

A dois grandes amigos importados diretamente do Pará, **Anderson Braz e Neilo (Careca).**

A meus amigos de infância, com os quais cresci e aprendi muito, **Fabio Monção e Thybor Malusá.**

Aos **funcionários** do Departamento de Solos, em especial a **Célia** e **Martinha** pelo carinho e atenção.

Ao **Prof. Peterson Ricardo Fiorio, Karina e Pedrinho**, pela atenção, os inúmeros conselhos e carinho, além é claro de serem ótimos vizinhos e parte da família.

Aos meus Avós, **Arlindo** e **Mercedes** (*in memoriam*), pelos inúmeros momentos maravilhosos, e mesmo quando distantes sempre estavam presentes em minha vida.

A **Thais**, uma mineirinha que surgiu em minha vida e que através de seu amor, carinho e paciência, me ensina a cada dia como ser mais feliz.

A todos aqueles que, de alguma forma, contribuíram pela realização deste trabalho.

SUMÁRIO

RESUMO	11
ABSTRACT	13
1 INTRODUÇÃO.....	15
Referências	15
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	19
2.1 Mapeamento digital de solos	19
2.2 Sensoriamento Remoto aplicado a solos	21
2.3 Comportamento espectral do solo	22
2.4 Estimativa de atributos químicos do solo através de sua resposta espectral	24
2.5 Bibliotecas espectrais de solos	25
Referências	26
3 CARACTERIZAÇÃO E CLASSIFICAÇÃO DE SOLOS POR ESPECTROS DE REFLECTÂNCIA: ABORDAGENS QUANTITATIVAS	33
Resumo	33
Abstract.....	34
3.1 Introdução.....	35
3.2 Material e Métodos.....	38
3.2.1 Área de estudo	38
3.2.2 Coleta de amostras e classificação convencional de perfis	38
3.2.3 Preparo de amostra e análise físico-química	38
3.2.4 Obtenção do espectro.....	38
3.2.5 Análise de Componentes Principais	39
3.2.6 Classificação dos perfis de solo.....	39
3.2.6.1 Classificação Convencional.....	39
3.2.6.2 Classificação Numérica	39
3.3 Resultados e Discussão.....	41
3.3.1 Descrição do conjunto de dados estudados	41
3.3.1.1 Variabilidade físico-química das amostras de solo	41
3.3.1.2 Caracterização química e granulométrica de perfis de solo	42
3.3.1.2.1 Perfil 1	42
3.3.1.2.2 Perfil 2	43
3.3.1.2.3 Perfil 3	43
3.3.1.2.4 Perfil 4	44
3.3.1.2.5 Perfil 5	45
3.3.1.2.6 Perfil 6	45
3.3.2 Relações entre o espectro e atributos físico-químicos dos solos	48
3.3.3 Avaliação qualitativa das curvas espectrais e suas relações com as classes de solo	52
3.3.3.1 Perfil 1	52

3.3.3.2 Perfil 2	53
3.3.3.3 Perfil 3	54
3.3.3.4 Perfil 4	56
3.3.3.5 Perfil 5	57
3.3.3.6 Perfil 6	58
3.3.3.7 Considerações gerais sobre o comportamento espectral das classes de solo	62
3.3.4 Classificação numérica dos perfis através de atributos do solo.....	63
3.3.4.1 Classificação numérica baseada no comportamento espectral dos solos	63
3.3.4.2 Classificação numérica baseada em atributos físico-químicos dos solos.....	66
3.3.4.3 Comparação entre os conjuntos de dados utilizados para classificação numérica dos perfis	68
3.4 Conclusões.....	68
Referências	69
4 AVALIAÇÃO DO COMPORTAMENTO ESPECTRAL DE SOLOS POR TÉCNICAS QUANTITATIVAS PARA DETERMINAÇÃO DE LIMITES DE UNIDADES DE MAPEAMENTO E SELEÇÃO DE AMOSTRAS REPRESENTATIVAS	77
Resumo	77
Abstract.....	78
4.1 Introdução.....	79
4.2 Material e Métodos.....	82
4.2.1 FASE 1 - Delineamento amostral.....	82
4.2.1.1 Área de estudo	82
4.2.1.2 Aquisição de dados topográficos e criação de modelo numérico de terreno (MNT)	83
4.2.1.3 Alocação dos pontos amostrais e coleta	83
4.2.1.4 Análises laboratoriais	83
4.2.1.5 Obtenção das curvas espectrais	84
4.2.1.6 Obtenção das unidades de mapeamento através de método convencional.....	84
4.2.2 FASE 2 - Estabelecimento dos limites de solo na topossequencia por método espectral	84
4.2.2.1 Redução das informações espectrais para os pontos amostrais.....	84
4.2.2.2 Divisão dos pontos amostrais por Fuzzy K-médias e divisão das unidades de mapeamento	85
4.2.2.3 Obtenção da amostra representativa de cada classe espectral	86
4.2.3 FASE 3 - Caracterização das amostras representativas.....	86
4.2.3.1 Obtenção de bibliotecas espectrais	87
4.2.3.2 Calibração de modelos para predição de atributos	87
4.2.3.3 Caracterização mineralógica da fração argila do solo por espectroscopia VIS-NIR	88
4.3 Resultados e Discussão.....	90
4.3.1 Descrição do conjunto de dados estudados	90

4.3.2	Relações entre o comportamento espectral das amostras de solo e seus atributo físico-químicos.....	91
4.3.3	Delimitação das unidades de mapeamento por método convencional vs espectral	95
4.3.3.1	Topossequência A.....	95
4.3.3.2	Topossequência B.....	98
4.3.3.3	Topossequência C.....	100
4.3.3.4	Topossequência D.....	102
4.3.3.5	Topossequência E.....	104
4.3.4	Descrição do comportamento espectral das classes determinadas por método espectral	107
4.3.5	Uso de Bibliotecas espectrais para determinação de atributos de solos	111
4.3.5.1	Determinação do teor de argila e cálculo do gradiente textural com valores preditos	111
4.3.5.2	Determinação do teor de ferro total.....	114
4.3.5.3	Determinação da composição mineralógica da fração argila do solo	116
4.4	Conclusões.....	117
	Referências	118
5	DADOS ESPECTRAIS E ATRIBUTOS DO TERRENO AVALIADOS POR ESTATÍSTICA FUZZY E REDES NEURAIIS NO MAPEAMENTO DIGITAL DE SOLOS.....	127
	Resumo	127
	Abstract.....	128
5.1	Introdução.....	129
5.2	Material e Métodos.....	131
5.2.1	FASE 1 - Aquisição de dados base, atributos de terreno e mapa convencional..	132
5.2.1.1	Área de estudo	132
5.2.1.2	Aquisição de dados topográficos.....	132
5.2.1.3	Alocação dos pontos amostrais e coleta	132
5.2.1.4	Análises laboratoriais	133
5.2.1.5	Obtenção das curvas espectrais	133
5.2.1.6	Obtenção do mapa de solos convencional.....	133
5.2.2	FASE 2 - Agrupamento de amostras por dados espectrais e determinação das classes de solo de cada grupo	134
5.2.2.1	Tratamento das informações espectrais.....	134
5.2.2.2	Classificação dos pontos amostrais em grupos utilizando a técnica Fuzzy K-médias	134
5.2.2.3	Determinação das classes de solo referentes aos grupos obtidos por comportamento espectral	136
5.2.3	FASE 3 - Espacialização (mapeamento) das classes obtidas por método não convencional.....	136

5.2.3.1 Aquisição dos atributos de terreno	136
5.2.3.2 Calibração de modelo para espacialização de classes de solo a partir do relevo e criação de mapa digital de solos	137
5.2.3.3 Comparação entre técnica convencional e digital de classificação e mapeamento de solos	138
5.3 Resultados e Discussão.....	139
5.3.1 Relações entre o relevo e classes de solo	139
5.3.1.1 Relações entre os solos e a altitude	141
5.3.1.2 Distribuição dos solos conforme a declividade	142
5.3.2 Classificação dos solos com auxílio do seu comportamento espectral	144
5.3.2.1 Parâmetros da técnica de agrupamento e seleção de amostras representativas	144
5.3.2.2 Descrição das amostras representativas e seu comportamento espectral	146
5.3.2.3 Desempenho da metodologia para classificação pontual de solos	151
5.3.3 Potencial da técnica na determinação dos limites de solo	152
5.4 Conclusões.....	156
Referências	157
ANEXOS	165

RESUMO

Técnicas espectroscópicas e atributos do terreno no mapeamento digital de solos

O conhecimento dos atributos do solo e de sua variabilidade espacial são essenciais para a aplicação de um manejo racional, promovendo altas produtividades e baixo impacto ambiental. Dentre as informações mais utilizadas para o planejamento e tomadas de decisão na atividade agrícola, observa-se o mapa pedológico. Este indica de maneira simplificada uma série de atributos, tais como a textura, as condições químicas e a morfologia. Em contrapartida, estes mapas são escassos, desatualizados ou mesmo apresentam-se em escala inadequada, resultando em um entrave no desenvolvimento agrícola sustentável. Desta forma, surge a necessidade de ferramentas que auxiliem no processo de levantamento e mapeamento de solos, reduzindo custos e tempo de execução. Duas técnicas capazes de atenuar tal problemática são a espectroscopia de reflectância e o mapeamento digital de solos. Diversos trabalhos indicam o potencial das curvas espectrais para determinar atributos como teor de argila e carbono, no entanto, há carência de estudos avaliando relações entre classes taxonômicas e o comportamento espectral. Da mesma forma, não se encontra na literatura pesquisas que conciliaram o mapeamento digital de solos e o espectro eletromagnético. Sendo assim, este trabalho foi desenvolvido visando responder os seguintes questionamentos: (a) Existe correlação entre atributos do solo e o comportamento espectral para as amostras estudadas?; (b) Teriam as curvas espectrais padrões específicos para diferentes classes taxonômicas? (c) Seria possível distinguir diferentes classes de solo utilizando técnica de classificação numérica de perfis e dados de reflectância? (d) Seria possível estabelecer limites de solo em topossequências utilizando somente curvas espectrais e métodos estatísticos? (e) O processo de mapeamento digital de solos é capaz de produzir mapas semelhantes aos obtidos por metodologia convencional?

Palavras-chave: Classificação numérica de perfis; Topossequências; Comportamento espectral; Variabilidade espacial

ABSTRACT

Spectroscopic techniques and terrain attributes on digital soil mapping

The knowledge of the spatial distribution of soils is important for crop management, providing a high productivity and less environmental impact. The soil map is one of the most important information used for planning or to make a decision in agriculture. It is a simply way to acquire information about soil attributes, such as texture, morphology and chemical conditions. However, the existent soil maps are outdated or present an inadequate scale. This issue is an obstacle to sustainable agricultural development. Due to this, arises the need for tools to help the process of surveying and mapping of soils, reducing costs and time. Two techniques that could help to mitigate such problems are reflectance spectroscopy and digital soil mapping. Several studies indicate the potential of spectral curves to determine attributes such as clay and carbon, however there are few studies evaluating the relationships between taxonomic classes and soil spectral behavior. Also, there is not many works evaluating the use of soil spectra in digital soil mapping. Thus, this study attempts to answer the following questions: (a) Is there any correlation between soil properties and spectral behavior of the studied samples? (B) Would the spectral curves have specific features for different taxonomic classes? (C) Is It possible to distinguish different soils using a profile numerical classification technique and reflectance data? (D) Is it possible to establish boundaries on soil toposequences using only spectral curves and statistical methods? (E) Is digital soil mapping able to produce similar maps to those obtained by conventional methods?

Keywords: Numerical classification of soil profile; Toposequences; Spectral behavior; Spatial variability

1 INTRODUÇÃO

O desenvolvimento de uma agricultura sustentável e com altas taxas de produtividade tem exigido, cada vez mais, um processo produtivo tecnificado e profissionais com amplo conhecimento das características ambientais. Dentre os fatores essenciais para o manejo agrícola racional, observa-se à necessidade de informações do solo, o qual é considerado um recurso natural não renovável em curto prazo e disponível em quantidade limitada (SOUZA JUNIOR, 2006). Para tanto, a realização de levantamentos e mapeamentos de solo são imprescindíveis.

A maioria dos estados brasileiros possui levantamentos de baixa expressão cartográfica, como os de reconhecimento ou exploratórios. Poucas localidades possuem mapas em escalas detalhadas e semi-detalhadas, os quais poderiam ser utilizados na realização de projetos agropecuários. Não obstante, observa-se um descaso dos órgãos governamentais na aquisição de tais informações, sendo que os levantamentos de solo realizados atualmente remetem somente a pequenas áreas (MENDONÇA SANTOS; SANTOS; 2006).

Dentre as diversas etapas envolvidas para a realização dos mapas pedológicos, a análise laboratorial de amostras de terra se caracteriza como uma das principais, no entanto, o seu custo é considerado um dos entraves para o processo de mapeamento (VISCARRA ROSSEL; McBRATNEY; 2008). Sendo assim, o desenvolvimento de técnicas que proporcionem a obtenção de resultados de forma rápida e com menor custo são essenciais. Neste sentido, o instituto de pesquisa australiano CSIRO, fornece o serviço de análise de solo por espectroscopia de reflectância a um custo 83% menor do que os laboratórios de análises convencionais de solos (RAMIREZ-LÓPEZ, 2009).

Atualmente, pesquisadores têm estudado o sensoriamento remoto do solo como método alternativo as técnicas laboratoriais convencionais. Segundo Shepperd e Walsh (2007), a técnica analítica de sensoriamento é uma das mais eficientes, de baixo custo e fácil de ser implementada. Isso se deve ao fato desta permitir a estimativa de atributos físicos, químicos e biológicos, através de uma única leitura da resposta espectral do solo e modelos estatísticos calibrados (McBRATNEY; MINASNY; VISCARRA ROSSEL, 2006).

Outra linha de pesquisa amplamente estudada é o mapeamento digital de solos (MDS), o qual objetiva atenuar a demanda por informações do solo. Para tanto, são utilizadas técnicas estatísticas avançadas, informações de fácil aquisição (imagens de satélite, modelos numéricos de terreno, fotografias aéreas, dentre outros), dados previamente existentes da área de estudo (mapa de geologia, mapa de solo, informações pontuais, dentre outros) e o conhecimento de profissionais especializados. Esta metodologia tem como propósito otimizar as técnicas convencionais, diminuindo a demanda por recursos e tempo, fornecendo um produto final com qualidade semelhante a mapas convencionais de solo.

Embora tenha sido reconhecida a importância do sensoriamento remoto do solo no MDS (VISCARRA ROSSEL; McBRATNEY, 2008), existe a demanda crescente por trabalhos que versam sobre a aplicabilidade de informações espectroscópicas na predição espacial de classes de solo (LINKER, 2008). Sendo assim, os objetivos deste trabalho são (a) avaliar o potencial do espectro eletromagnético do solo na discriminação de diferentes classes taxonômicas, (b) estabelecer limites de solo, baseando-se nas variações de suas curvas espectrais e (c) desenvolver uma metodologia que concilie o uso de técnica espectroscópica VIS-NIR e o MDS para a produção de mapas do solo em uma área localizada em Piracicaba, SP.

Como hipóteses deste trabalho, espera-se que (a) através da reflectância do solo seja possível estimar teores de argila, ferro e composição mineralógica; (b) Distinguir solos pertencentes a classes taxonômicas distintas a partir de seu comportamento espectral; (c) Conciliar o comportamento espectral, os parâmetros relacionados ao relevo e técnicas estatísticas para o desenvolvimento de um mapa de solos digital semelhante ao obtido por método convencional.

Referências

LINKER, R. Soil classification via mid-infrared spectroscopy. **Computing Technologies in Agriculture**, Boston, v. 2, p. 1137–1146, 2008.

McBRATNEY, A.B.; MINASNY, B.; VISCARRA ROSSEL, R.A. Spectral soil analysis and inference systems: A powerful combination for solving the soil data crisis. **Geoderma**, Amsterdam, v.136, p. 272-278, 2006.

MENDONÇA-SANTOS, M.L.; DOS SANTOS H.G. The state of the art of brazilian soil mapping and prospects for digital soil mapping. In: LAGACHERIE, P.; McBRATNEY, A.B.; VOLTZ, M. (Ed.). **Developments in soil science**. Amsterdam: Elsevier, 2006. p. 39-54. (Digital Soil Mapping: An Introductory Perspective, 31).

RAMÍREZ-LÓPEZ, L. **Pedologia quantitativa: espectrometria VIS-NIR-SWIR e mapeamento digital de solos**. 2009. 171 p. Dissertação (Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2009.

SHEPHERD, K.D.; WALSH, M.G. Infrared spectroscopy - enabling an evidence based diagnostic surveillance approach to agricultural and environmental management in developing countries. **Journal of Near Infrared Spectroscopy**, Charlton, v.15, p.1-19, 2007.

SOUZA JUNIOR, J.G.A. **Sensoriamento remoto e sistemas de informações geográficas na caracterização de solos e quantificação de seus atributos**. 2006. 141 p. Dissertação (Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2006.

VISCARRA ROSSEL, R.A.; MCBRATNEY, A.B. Diffuse reflectance spectroscopy as a tool for digital soil mapping. In: HARTEMINK, A.E.; MCBRATNEY, A.B.; MENDONÇA-SANTOS, L. (Ed.). **Digital soil mapping with limited data**. Amsterdam: Springer, 2008. p. 165-172; p. 381-396.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 Mapeamento digital de solos

O mapeamento digital de solos (MDS) ou mapeamento preditivo de solos é definido como o mapeamento de atributos e/ou classes do solo, baseando-se no uso de técnicas pedométricas e ferramentas computacionais (RAMÍREZ-LÓPEZ, 2009). Lagachiere e McBratney (2006) afirmam que o MDS corresponde à criação de mapas através da utilização de métodos perceptivos de observação em campo e laboratório, conciliados a sistemas de inferência de solos.

Uma das primeiras tentativas de modelagem do solo corresponde ao trabalho de Jenny (1941). Tal autor desenvolveu uma função que determina a formação dos solos, conforme eq. (1)

$$S = f(cl, o, r, p, t) \quad (1)$$

onde, o solo (S) é função do clima (c); organismos (o); relevo (r); material de origem (p); tempo (t).

Desde a criação deste modelo, vários estudos foram desenvolvidos com o objetivo de se estabelecer quantitativamente, relações entre os fatores descritos acima e o solo. Como exemplo tem-se Legros e Bonneric (1979), os quais estabeleceram relações solo/ambiente utilizando diversos fatores do relevo e o material de origem, para assim predizer o grau de podzolização na área de estudo.

Apesar do mapeamento digital de solos ser estudado já a muito tempo, somente a três décadas este teve o seu estabelecimento e reconhecimento perante a comunidade científica. Este fato se deve aos avanços em métodos computacionais, Sistemas de Informação Geográfica (SIG), modelos numéricos de terreno e sensoriamento remoto (BUI, 2006). Segundo Ramírez-López (2009), o uso combinado de modelos numéricos de terreno e SIG potencializaram as pesquisas das relações entre o solo e o relevo.

McBratney; Mendonça-Santos e Minasny (2003) revisando trabalhos referentes ao MDS estabeleceram algumas afirmações sobre o processo de predição de classes de solo:

1. Relações quantitativas entre o solo e a topografia têm sido mais facilmente encontradas, no entanto, existem evidências de relação entre os outros quatro fatores propostos por Jenny (1941);

2. As relações entre os fatores de formação e o solo não podem ser assumidas como lineares;
3. Poucos trabalhos avaliam a interação entre os fatores de formação;
4. Os solos podem ser preditos espacialmente utilizando-se informações sobre sua posição geográfica e uma variedade de técnicas;
5. Qualquer informação pré-existente sobre o solo pode ajudar na predição das informações de interesse;
6. A classe de solo pode ser predita através de informações pré-existentes e atributos ambientais de locais vizinhos a área de estudo.

A partir dos tópicos descritos, McBratney; Mendonça-Santos e Minasny (2003) propuseram modificações ao modelo de Jenny, incluindo dois fatores, de forma que o primeiro denominado fator espacial, prediz o solo a partir de informações de localidades vizinhas. O segundo é o fator solo, pelo qual o autor afirma que sua predição ocorre a partir de informações pré-existentes do mesmo.

Desta forma McBratney; Mendonça-Santos e Minasny (2003) propuseram que o solo (S) é uma função do solo (s), clima (c), organismos (o), relevo (r), material de origem (p), tempo (a) e sua posição no espaço (n). Este novo enfoque recebe o nome de *scorpan*, o qual é descrito como eq. (2):

$$S = f(s, c, o, r, p, a, n) \quad (2)$$

Segundo Ramírez-López (2009), métodos pedométricos como o MDS podem ser aplicados à predição de variáveis contínuas (pH, K, Ca, Mg, argila, dentre outros), assim como também à predição de variáveis categóricas ou discretas (classes texturais, classes de solo, estrutura, dentre outros). Carré et al. (2007), indicaram que o MDS possui dois níveis de aplicabilidade básica. O primeiro refere-se à elaboração de modelos quantitativos para atributos de difícil medição, porém de extrema importância para avaliação de riscos (erosão, estoque de carbono, compactação, salinização, fertilidade, dentre outros). O segundo corresponde à geração de informações base para a tomada de decisão por parte dos órgãos governamentais.

A grande atratividade desta técnica está relacionada ao baixo custo e o menor tempo de execução. Bui (2006) avaliando informações sobre o levantamento de solos no sul da Austrália, indicou que o mapeamento digital em uma área de 54.000 ha poderia reduzir o

número de pessoas requeridas por ano, de 21 para 16, e os custos de U\$ 28 km⁻² para U\$ 9,35 km⁻². Brown et al. (2006), por sua vez, indicaram que o custo para a caracterização convencional do solo, realizado nos Estados Unidos pela U.S. National Soil Survey Center, é de cerca de U\$ 2500 por pedon e leva de 6 a 12 meses até o resultado final do trabalho. Giasson; Inda Junior; Nascimento (2006), realizando mapeamento de solos em dois municípios do estado do Rio Grande do Sul, verificaram que para o mapeamento na escala de 1:50.000, o custo é de aproximadamente R\$ 1,03 ha⁻¹ e para a escala de 1:100.000 seria de R\$ 0,38 ha⁻¹. O elevado custo para execução do mapeamento tradicional e a significativa diminuição deste quando da utilização do MDS, torna essa técnica atrativa, principalmente por permitir a criação de mapas de solo para regiões com grandes dimensões, nas quais métodos convencionais são praticamente inviáveis.

Em função das características significativas e vantajosas que demonstra o potencial da técnica descrita, foi criado recentemente o projeto de mapeamento digital de solos do mundo. Este é constituído por um grupo de pesquisadores de diversas regiões do globo, os quais são especialistas em pedometria e/ou pedologia. O objetivo desta comunidade científica é o de desenvolver informações que auxiliem na erradicação da fome e na extinção da degradação ambiental (SANCHEZ et al., 2009). Para tanto, as informações desenvolvidas serão incorporadas a dados sócio-econômicos e informações referentes ao meio ambiente, fornecendo assim base para a tomada de decisão por parte de políticos e investidores.

2.2 Sensoriamento Remoto aplicado a solos

Dentre as ferramentas passíveis de utilização no mapeamento digital de solos, observa-se o sensoriamento remoto (SR). Segundo McBratney; Mendonça-Santos e Minasny (2003), a técnica tem sido considerada cada vez mais importante com os avanços tecnológicos. Sua relevância está relacionada a capacidade de adquirir informações mais detalhadas, as quais estão intrinsecamente relacionadas aos constituintes do solo.

O sensoriamento remoto pode ser definido como uma técnica de aquisição de informações sobre um objeto sem que haja contato físico entre ele e o sensor empregado (DALMOLIN et al., 2005). Segundo Araújo (2008), os sensores utilizados pelo SR são dispositivos capazes de detectar e registrar a radiação eletromagnética (REM) em determinada faixa do espectro eletromagnético e gerar informações que possam ser

transformadas num produto passível de interpretação, sendo este na forma de imagem, gráfico ou tabelas.

A resposta espectral dos alvos (comportamento espectral) está relacionada ao processo de interação entre os objetos e a REM incidente. Este processo depende da estrutura atômica e molecular de cada alvo. Os elétrons dos materiais a serem analisados estão distribuídos em diferentes níveis energéticos, em torno dos núcleos de seus átomos. Estes níveis eletrônicos podem absorver maior ou menor quantidade da energia da REM. Esta absorção implica na diminuição da quantidade de energia da REM refletida pela matéria, em certas faixas do espectro eletromagnético, faixas estas denominadas bandas de absorção (MADEIRA NETO; BAPTISTA, 2000).

Dentre os materiais analisados atualmente, o solo é considerado um dos principais, de forma que suas informações espectrais podem ser obtidas em três níveis: (i) terrestre, utilizando sensores de campo ou em laboratório, (ii) aéreos, utilizando sensores a bordo de aeronaves, (iii) orbital, o qual utiliza sensores a bordo de satélites. Os sensores de laboratório apresentam alta resolução espectral, podendo ser muito mais detalhados que aqueles colocados em órbita. Além disso, a aquisição dos dados espectrais neste caso é realizada sob condições controladas, não sofrendo interferências atmosféricas e alterações de iluminação. Atualmente, a literatura relata uma grande quantidade de trabalhos utilizando sensores laboratoriais para estudo do comportamento espectral de solo. Nestes casos, a faixa espectral mais utilizada corresponde a 400 - 700 nm (visível - VIS), 700 - 2.500 nm (infravermelho próximo - NIR) e 2.500 - 25.000 nm (infravermelho médio - MIR).

2.3 Comportamento espectral do solo

A medida dos valores de reflectância de um corpo ou alvo ao longo do espectro eletromagnético é definida como seu comportamento espectral e diferentes alvos apresentam resposta espectrais características (SABINS, 2000).

Stoner e Baumgardner (1981) afirmaram que a reflectância do solo é uma propriedade cumulativa derivada do comportamento espectral inerente da combinação heterogênea de seus componentes, tais como, umidade, tamanho de partículas, estrutura do solo, porcentagem de matéria orgânica, quantidade de minerais carbonatados, presença ou não de óxidos de ferro e quartzo.

Dentre os atributos do solo citados, a matéria orgânica (MO) apresenta forte influência na reflectância do solo, sendo que, conforme há aumento no seu teor, a reflectância diminui no intervalo de 400 a 2500 nm (HOFFER; JOHANNSEN, 1969; DALMOLIN, 2002; DEMATTÊ; EPIPHANIO; FORMAGGIO, 2003). Laz et al. (1986), demonstraram que a MO causa redução na inclinação da curva e promove uma feição côncava ou linear na faixa de 500 a 800 nm. Assim como a MO, o tamanho das partículas também afeta na reflectância do solo, sendo que quanto menor o seu tamanho, menor é o valor de reflectância do solo (PALACIOS-ORUETA; USTIN, 1998).

Outro aspecto muito estudado é a relação entre a mineralogia do solo e seus efeitos no comportamento espectral. Neste caso, os minerais absorvem luz na região do ultravioleta (UV), VIS-NIR e MIR do espectro. A absorção da luz nestas regiões ocorre através de transições eletrônicas dos átomos e também processos vibracionais das ligações das moléculas e cristais, as quais são dependentes das frequências (MADEIRA NETTO; BAPTISTA, 2000). Esta dependência permite obter informação sobre os minerais, sendo que absorções nas bandas de 1400 e 1900 nm são atribuídas às vibrações moleculares dos grupos OH da água adsorvida a argilominerais 1:1 e 2:1 (HUNT; SALISBURY, 1970; LINDBERG; SNYDER, 1972), enquanto que variações da reflectância no comprimento de onda de 2265 nm é devido a presença de gibbsita (HUNT; SALISBURY; LENHOFF, 1971). A caulinita por sua vez, retém a energia no comprimento de onda de 2200 nm, estando este fato relacionado à presença de hidroxila estrutural (MADEIRA NETTO; BAPTISTA, 2000).

Com relação à presença de ferro no solo, pode se inferir que o mesmo resulta em feições de absorção específicas na faixa do visível e do infravermelho próximo e queda brusca da reflectância após o comprimento de onda correspondente ao azul (HUNT; SALISBURY; LENHOFF, 1971). Segundo Baumgardner et al. (1985), as curvas espectrais de solos com alto teor de ferro, demonstram baixo brilho e redução da reflectância com aumento do comprimento de onda. O ferro na sua forma trivalente produz três bandas de absorção diagnósticas no VIS-NIR, estas resultantes do processo eletrônico tanto no constituinte principal (óxidos de Fe) quanto em impurezas (Fe na esmectita). A hematita apresenta feições em 550, 630 e 860 nm e a goetita em 480, 650 e 920 nm (HUNT; SALISBURY; LENHOFF, 1971). As bandas de absorção são resultado de propriedades

dielétricas no material que são dependentes do comprimento de onda. A primeira banda de absorção (Fe-VIS: ~550 nm) e a terceira (Fe-NIR: ~860 nm) dominam a curva espectral do solo, já a segunda banda de absorção próxima a 630 nm é geralmente pouco pronunciada. Mudanças nas posições de absorção podem ocorrer, isto devido a diferentes estruturas da grade cristalina e substituições do ferro por alumínio (HUNT; SALISBURY; LENHOFF, 1971).

2.4 Estimativa de atributos químicos do solo através de sua resposta espectral

Tendo em vista o conhecimento das relações entre o solo e seu comportamento espectral, foram realizados, nas últimas décadas, diversos estudos buscando estimar atributos do solo a partir do comportamento espectral na faixa do VIS-NIR. Os atributos mais relevantes destes trabalhos foram à matéria orgânica e o teor de argila (STENBERG et al., 2010). De acordo com Viscarra Rossel et al. (2006), estes dois atributos associados ao teor de nitrogênio total, são considerados promissores no que se refere a avaliação de atributos do solo.

Apesar das feições relacionadas a MO serem sutis e, muitas vezes não perceptíveis ao olho humano, a redução da reflectância em toda a faixa do visível é evidente (BOWERS; HANKS, 1965; KRISHNAN et al., 1980; BAUMGARDNER et al., 1985). Assim, diversos trabalhos sugerem a utilização da faixa do visível juntamente com o infravermelho próximo na estimativa de tal composto. Dentre eles, Islam et al. (2003) predizem o teor de MO para solos australianos, baseando-se somente na informação espectral das amostras. Neste trabalho, foi indicado coeficiente de determinação (r^2) de 0,72. Wetterlind; Stenberg e Soderstrom (2008), estimaram teores de MO para solos da Suécia e encontraram o valor de r^2 correspondente a 0,8, ressaltando ainda o potencial, e a grande aplicabilidade da técnica em áreas como a agricultura de precisão.

Com relação ao teor de argila, pode-se afirmar que este é considerado o atributo que apresenta melhor desempenho nas predições (MALLEY et al., 2000; CHANG et al., 2001; SHEPHERD; WALSH, 2002; ISLAM et al., 2003; SÖRENSEN; DALSGAARD, 2005). Viscarra Rossel e McBratney (2008) indicam que o valor médio de r^2 para validação cruzada deste atributo é de 0,76, quando utilizando dados no comprimento de onda do VIS-NIR. Ao avaliarem o potencial do espectro para a determinação do teor de argila, Viscarra

Rossel e Behrens (2010) utilizaram diversos algoritmos estatísticos e obtiveram um valor de r^2 entre 0,77 e 0,88.

Utilizando a região VIS-NIR do espectro, Moron e Cozzolino (2003) avaliaram o conteúdo de areia e argila em solos do Uruguai. Os resultados de r^2 obtidos na calibração foram, respectivamente, 0,81, 0,83 e 0,92 para frações de areia, silte e argila. Outros atributos do solo frequentemente estudados são o pH, a capacidade de troca catiônica (CTC) e os teores de fósforo, potássio, ferro, cálcio, sódio e magnésio, além da necessidade de calagem e a mineralogia. Stenberg et al. (2010) avaliaram os resultados de r^2 encontrados na literatura para estes atributos, e concluíram que os mesmos variam em função, principalmente, das características da região de coleta das amostras. Desta forma, valores significativamente discrepantes foram encontrados em relação à determinação de nutrientes do solo quando empregada a espectroscopia VIS-NIR (Krischenko et al. (1992), Ehsani et al. (1999), Shibusawa et al. (2001), Groenigen et al. (2003), Moron e Cozzolino (2003), Udelhoven, Emmerling e Jarmer (2003), Pereira, Gómez e He, (2004), Mouazen et al. (2006), Mouazen; Baerdemaeker, Ramon (2007)). Nestes casos, os autores avaliaram N mineral ($0,2 < r^2 < 0,99$), K disponível ($0,56 < r^2 < 0,83$), Ca ($0,75 < r^2 < 0,89$), Na ($0,09 < r^2 < 0,44$), Mg ($0,53 < r^2 < 0,82$) e P ($0,23 < r^2 < 0,92$).

No Brasil, é notável o aumento pelo interesse nos estudos do comportamento espectral de solos, sendo esta linha de pesquisa considerada inovadora e promissora, além de necessitar de um melhor entendimento dos efeitos da interação da energia eletromagnética em relação aos diferentes componentes do solo.

2.5 Bibliotecas espectrais de solos

A biblioteca espectral de solos (BE) é definida como um banco de dados em que são armazenadas informações referentes às amostras de solo coletadas nas mais diversas regiões geográficas. As informações das amostras de solo armazenadas nestes bancos correspondem, em geral, a atributos físico-químicos e a curva espectral da mesma. De acordo com Shepperd e Walsh (2002), para se obter uma BE representativa é fundamental que as amostras de solo inseridas sejam advindas das mais variadas regiões geográficas.

Uma das primeiras BE desenvolvidas é constituída por solos norte-americanos e por um conjunto pequeno de amostras pertencentes ao estado do Paraná, Brasil (STONER et al., 1980). Tal BE foi utilizada posteriormente para estabelecer relações entre os atributos

do solo e sua influência no comportamento espectral (STONER; BAUMGARDNER, 1986).

No Brasil, foi elaborada uma biblioteca que contém amostras representativas dos solos de todo estado de São Paulo (EPIPHANIO et al., 1992). Estes autores utilizaram a BE tanto para estabelecer relações entre atributos do solo e comportamento espectral, como para indicar o potencial das curvas espectrais e distinguir diferentes classes de solos.

Em 2002 foi elaborada uma ampla BE com mais de 1000 amostras (SHEPPERD; WALSH, 2002). Esta contém diversas classes de solo provenientes do sul e leste do Continente Africano. A mesma BE foi utilizada para quantificar teores de areia, argila, Ca, Mg, carbono orgânico e pH, de amostras desconhecidas. Os autores concluíram que o uso da BE na predição de atributos do solo é uma alternativa que pode ser utilizada para substituir as análises laboratoriais convencionais, as quais demandam muito tempo e possuem alto custo.

Em 2010, Bellinaso; Demattê e Araújo (2010) apresentaram uma BE constituída por amostras de 233 perfis de solos das regiões Sudeste e Centro-Oeste brasileiras. Neste trabalho, os autores indicam a capacidade de sua BE em auxiliar na classificação de perfis de solo, reduzindo a necessidade de análises químicas e granulométricas.

Recentemente foi criado um grupo denominado “The soil spectroscopy group” (VISCARRA ROSSEL, 2008), composto por pesquisadores pertencentes a 43 países. O principal objetivo deste grupo é construir uma biblioteca espectral de solos de todo o mundo, a qual seria responsável tanto pelo desenvolvimento de técnicas alternativas as análises físico-químicas convencionais, como para auxiliar nos processo de levantamento e mapeamento de solos.

Referências

ARAÚJO, S.R. **Sensoriamento remoto laboratorial na detecção de alterações químicas no solo pela aplicação de corretivos**. 2008. 130p. Dissertação (Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas) – Escola Superior de agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2008.

BAUMGARDNER, M.F.; SILVA, L.F.; BIEHL, L.L.; STONER, R.. Reflectance properties of soils. **Advances in Agronomy**, Newark, v.38, p.1–44, 1985.

BELLINASO H.; DEMATTÊ J.A.M.; ARAÚJO S.R.A. Soil spectral library and its use in soil classification. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 34, p. 861-870, 2010.

BOWERS, S.A.; HANKS, R.J. Reflection of radiant energy from soils. **Soil Science**, Baltimore, v. 100, p. 130–138, 1965.

BROWN, D.J.; SHEPHERD, K.D.; WALSH, M.G.; DEWANE MAYS, M.; REINSCH, T.G. Global soil characterization with Vis-NIR diffuse reflectance spectroscopy. **Geoderma**, Amsterdam, v. 132, p. 273-290, 2006.

BUI, E. A review of digital soil mapping in Australia. In: LAGACHERIE, P.; McBRATNEY, A.B.; VOLTZ, M. (Ed.). **Developments in soil science**. Amsterdam: Elsevier, 2006. v. 31 p. 25-37.

CARRÉ, F.; McBRATNEY, A.B.; MAYR, T.; MONTANARELLA, L. Digital soil assessments: Beyond DSM. **Geoderma**, Amsterdam, v. 142, p. 69-79, 2007.

CHANG, C.W.; LAIRD, D.A.; MAUSBACH, M.J.; HURBURGH J.C.R. Near-infrared reflectance spectroscopy principal components regression analysis of soil properties. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 65, p. 480-490, 2001.

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

DALMOLIN, R.S.D.; GONÇALVES, C.N.; KLAMT, E. ; DICK, D.P. Relação entre os constituintes do solo e seu comportamento espectral. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 35, n. 2. p. 481-489, 2005.

DEMATTÊ, J.A.M.; EIPHANIO, J.C.N.; FORMAGGIO, A.R. Influência da matéria orgânica e formas de ferro na reflectância de solos tropicais. **Bragantia**, Campinas, v. 62, p. 451-464, 2003.

EHSANI, M.R.; UPADHYAYA, S.K.; SLAUGHTER, D.; SHAFII, S.; PELLETIER, M. A NIR technique for rapid determination of soil mineral nitrogen. **Precision Agriculture**, New York, v. 1, p. 217–234, 1999.

EIPHANIO, J.C.N.; FORMAGGIO, A.R.; VALERIANO, M.; OLIVEIRA, J.B. **Comportamento espectral de solos do Estado de São Paulo**. São José dos Campos: INPE, 1992. 131 p.

GIASSON, E.; INDA JUNIOR, AV.; NASCIMENTO, P.C. Estimativa do benefício econômico potencial de dois levantamentos de solos no Estado do Rio Grande do Sul. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 36, p. 478-486, 2006.

GROENIGEN, J.W.; MUTTERS, C.S.; HORWATH, W.R.D.; KESSEL, C. NIR and DRIFT-MIR spectrometry of soils for predicting soil and crop parameters in a flooded field. **Plant Soil**, Dordrecht, v.250, p. 155–165, 2003.

HILL, J. Spectral properties of soils and the use of optical remote sensing systems for soil erosion mapping. In: BIDOGLIO, G.; STUMM, W. (Ed.). **Chemistry of Aquatic Systems: Global Perspectives**, ECSC, EEC, EAEC, Brussels and Luxembourg, 1994. p. 497–526.

HOFFER, R.M.; JOHANNSEN, C.J. Ecological potentials in spectral signature analysis. In: Johnson, P.L. (Ed.). **Remote Sensing in Ecology**. Athens: Univ. of Georgia Press, 1969. p. 1–29.

HUNT, G.R.; SALISBURY, J.W. Visible and infrared spectra of minerals and rocks. **Modern Geology**, Lausanne, v. 2, p. 23-30, 1970.

HUNT, G.R.; SALISBURY, J.W.; LENHOFF, C.J. Visible and near-infrared spectra of minerals and rocks: III Oxides and hydroxides. **Modern Geology**. New York, v. 1, p. 195-205, 1971.

ISLAM, K.; SINGH, B.; McBRATNEY, A. Simultaneous estimation of several properties by ultra-violet, visible, and near-infrared reflectance spectroscopy. **Australian Journal of Soil Research**, Sidney, v. 41, p. 1101-1114, 2003.

JENNY, H. **Factors of soil formation: a system of quantitative pedology**. New York: McGraw-Hill, 1941. 1v.

KRISCHENKO, V.P.; SAMOKHVALOV, S.G.; FOMINA, L.G.; NOVIKOVA, G.A. Use of infrared spectroscopy for the determination of some properties of soil. In: MURRAY, I.; COWE, L.A (Ed.). ‘**Making Light Work**. Advances in near Infrared Spectroscopy’. Scotland: Aberdeen, 1992. p. 239–249.

KRISHNAN, P.; ALEXANDER, D.J.; BUTLER, B.; HUMMEL, J.W. Reflectance technique for predicting soil organic matter. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 44, p. 1282–1285, 1980.

LAGACHERIE, P.; McBRATNEY, A.B. Spatial soil information systems and spatial soil inference systems: perspectives for digital soil mapping. In: LAGACHERIE, P.; McBRATNEY, A.B.; VOLTZ, M. (Ed.). **Developments in soil science**, Amsterdam: Elsevier, 2006. v. 31, p. 1-15.

LATZ, K.; WEISMILLER, R.A., VAN SCOYOC, G.E.; BAUMGARDNER, M.F. Characteristics variations in spectral reflectance of selected eroded Alfisols. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 48, p.1130–1134, 1984.

LEGROS, J.P.; BONNERIC, P. Modelisation informatique de la repartition des sols dans le Parc Naturel Régional du Pilat. **Annales de l’Université de Savoie: Sciences Naturelles**, Chambéry, v.4, p.63– 68, 1979.

LINDBERG, J.D.; SNYDER, D.G. Diffuse reflectance spectra of several clay minerals. **American Mineralogist**, Washington, v. 57, p. 485-493, 1972.

MADEIRA NETTO, J. da S.; BAPTISTA, G.M.de M. **Reflectância espectral de solos**. Planaltina: EMBRAPA Cerrados, 2000. 55p.

MALLEY, D.F.; MARTIN, P.D.; MCCLINTOCK, L.M.; YESMIN, L.; EILERS, R. G.; HALUSCHAK, P. Feasibility of analysing archived Canadian prairie agricultural soils by near infrared reflectance spectroscopy. DAVIES, A.M.C.; GIANGIACOMO, R.(Ed.). In : INTERNATIONAL CONFERENCE, 9., 2000. Chichester. **Proceedings...** Chichester, UK.:NIR Publications, 2000. p. 579–585.

McBRATNEY, A.B.; MENDONÇA-SANTOS, M.L.; MINASNY, B. On digital soil mapping. **Geoderma**, Amsterdam. v.117, p. 3-52, 2003.

MORON, A.; COZZOLINO, D. The potential of near-infrared reflectance spectroscopy to analyze soil chemical and physical characteristics. **Journal of Agricultural Engineering**, St. Joseph, v.140, p. 65-71, 2003.

MOUAZEN, A.M.; MALEKI, M.R.; de BAERDEMAEKER, J.; RAMON, H. On-line measurement of some selected soil properties using a VIS-NIR sensor. **Soil Tillage Resources**, London, n. 93, p. 13–27, 2007.

MOUAZEN, A.M.; BAERDEMAEKER, J. de; RAMON, H. Effect of wavelength range on the measurement accuracy of some selected soil constituents using visible-near infrared spectroscopy. **Journal of Near Infrared Spectroscopy**, New York, v. 14, p. 189–199, 2006.

PALACIOS-ORUETA, A.; USTIN, S.L. Remote sensing of soil properties in the Santa Monica Mountains I. Spectral Analysis. **Remote Sensing of Environment**, New York, v.65, p. 170-183, 1998.

PEREIRA, A.G.; GÓMEZ, A.H.H.E.Y. Near-infrared spectroscopy potential to predict N, P, K and OM content in a loamy mixed soil and its combination with precision farming. In: CIGR INTERNATIONAL CONFERENCE, 2004. Beijing. **Proceedings...** Beijing, 2004. p.234-239.

RAMIREZ-LÓPEZ, L. **Pedologia quantitativa: espectrometria VIS-NIR-SWIR e mapeamento digital de solos**. 2009. 171 p. Dissertação (Mestrado Solos e Nutrição de Plantas) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2009.

SABINS, F.F. **Remote sensing: principles and interpretations**. 3rd. ed. New York: W. H. Freeman, 2000. 494p.

SANCHEZ P.A.; AHAMED, S.; CARRÉ, F.; HARTEMINK, A.E.; HEMPEL, J.; HUISING, J.; LAGACHERIE, P.; MCBRATNEY, A.B.; MCKENZIE, N.J.; MENDONÇA-

SANTOS, M. de L.; MINASNY, B.; MONTANARELLA, L.; OKOTH, P.; PALM, C.A.; SACHS, J.D.; SHEPHERD, K.D.; VÅGEN, T.-G.; VANLAUWE, B.; WALSH, M.G.; WINOWIECKI, L.A.; ZHANG, G.L. Digital Soil Map of the World. **Science**, v. 325, p. 680-681, 2009.

SHEPHERD, K.D.; WALSH, M.G. Development of reflectance spectral libraries for characterization of soil properties. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 66, p. 988–998, 2002.

SHIBUSAWA, S.; MADEANOM, S.W.; SATO, H.P.; SASAO, A. (2001). Soil mapping using the real-time soil spectrometer. GERENIER, G. ; BLACKMORE, S. (Ed.). In : ECPA, 2001. v.2 Montpellier: Agro Montpellier, 2001. p. 485–490.

SHONK, J.L.; GAULTNEY, L.D.; SCHULZE, D.G.; SCOYOC, G.E.V. (Spectroscopic sensing of soil organic matter content. **Transactions ASAE**, London, v. 34, p.1978–1984, 1991.

SÖRENSEN, L.K.; DALSGAARD, S. Determination of clay and other soil properties by near infrared spectroscopy. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v.69, p. 159–167, 2005.

STENBERG, B.O.; VISCARRA ROSSEL, R.A.; MOUAZEN, A.M.; WETTERLIND, J. Visible and Near Infrared Spectroscopy in Soil Science. In: SPARKS, D.L. (Ed.). **Advances in Agronomy**, Burlington: Academic Press, 2010, v. 107, p. 163-215.

STONER, E.R.; BAUMGARDNER, M.F. Data acquisition through remote sensing. In: BEATTY, M.T. (Ed.). **Planning the uses and management of land**. Madison: American Society of Agronomy, 1986. p. 159-185.

STONER, E.R.; BAUMGARDNER, M.F.; BIEHL, L.L.; ROBINSON, B.F. **Atlas of soil reflectance properties**. West Lafayette: Purdue University, 1980. 75 p.

UDELHOVEN, T.; EMMERLING, C.; JARMER, T. Quantitative analysis of soil chemical properties with diffuse reflectance spectrometry and partial least-square regression: A feasibility study. **Plant Soil**, Dordrecht, v. 251, p. 319–329, 2003.

VISCARRA ROSSEL, R.A.; BEHRENS, T. Using data mining to model and interpret soil diffuse reflectance spectra. **Geoderma**, Amsterdam, v. 158, p. 46-54, 2010.

VISCARRA ROSSEL R.A.; MCBRATNEY A.B. Diffuse reflectance spectroscopy as a tool for digital soil mapping. In: HARTEMINK A.E, MCBRATNEY A.B ;MENDONÇA-SANTOS L. (Ed.). **Digital soil mapping with limited data**. Amsterdam: Springer, 2008. p. 165-172; p. 381-396.

VISCARRA ROSSEL, R. The soil spectroscopy group and the development of a global soil spectral library. **Pedometron**, Sydney, v.25, p. 28-31, 2008.

VISCARRA ROSSEL, R.A.; WALVOORT, D.J.J.; McBRATNEY, A.B.; JANIK, L.J.; SKJEMSTAD, J.O. Visible, near infrared, mid infrared or combined diffuse reflectance spectroscopy for simultaneous assessment of various soil properties. **Geoderma**, Amsterdam, v.131, p.59–75, 2006.

WETTERLIND, J.; STENBERG, B.; SODERSTROM, M. The use of near infrared (NIR) spectroscopy to improve soil mapping at the farm scale. **Precision Agriculture**, New York, v.9, p. 57–69, 2008.

3 CARACTERIZAÇÃO E CLASSIFICAÇÃO DE SOLOS POR ESPECTROS DE REFLECTÂNCIA: ABORDAGENS QUANTITATIVAS

Resumo

Atualmente o espectro eletromagnético do solo é uma informação subutilizada em processos de mapeamento e levantamento. Tendo isso em vista, os objetivos deste trabalho foram avaliar as relações entre o comportamento espectral de solos e seus respectivos atributos, avaliar os padrões existentes entre a classificação de solos e os aspectos particulares das curvas espectrais e avaliar o uso de técnica de classificação numérica de perfis conciliado a dados espectrais na distinção de indivíduos pertencentes a diversas classes de solo. Para tanto, foram estudados 22 perfis de solo da região de Piracicaba, SP, sendo descritas sua morfologia e coletadas amostras dos horizontes. Estas amostras foram submetidas à análise granulométrica e química, posteriormente as trincheiras foram classificadas até o 3º nível categórico. Em paralelo, as curvas espectrais destas amostras foram adquiridas e submetidas à análise de componentes principais para redução da dimensionalidade do conjunto de dados. Estes componentes foram utilizados para análise de correlação multivariada com os atributos determinados em laboratório. Realizou-se também a caracterização das curvas de acordo com literatura específica e, comparações entre os resultados obtidos e as classes de solo definidas pelo sistema brasileiro foram efetuadas. Por fim, fez-se a classificação numérica de perfis através de dados espectrais e outra utilizando dados laboratoriais. Foram encontradas correlações entre os componentes principais e a areia, argila, cor do solo, alumínio e m%. A classificação numérica de perfis mostrou-se semelhante tanto utilizando dados espectrais quanto dados laboratoriais, indicando o potencial das curvas espectrais. A caracterização das curvas espectrais foi capaz de distinguir Argissolos de classes como Latossolos e Nitossolos. Além disso, observou-se que tal técnica não é capaz de diferenciar Latossolos e Nitossolos Vermelho férricos, sendo necessárias informações sobre a morfologia dos mesmos. Por outro lado, os Cambissolos foram agrupados corretamente, sendo diferenciados de classes como os Argissolos. A técnica mostrou-se eficiente, demonstrando sua aplicabilidade em processos de levantamento de solo.

Palavras-chave: Comportamento espectral do solo; Análise de componentes principais; Classificação numérica de perfis

CHARACTERIZATION AND CLASSIFICATION OF SOILS BY REFLECTANCE SPECTRA: QUANTITATIVE APPROACHES

Abstract

The soil electromagnetic spectrum has potential to improve surveys and soil mapping, however it's not been used lately. The objectives of this study are (a) to evaluate the relationship between the spectral behavior of soils and it's attributes, (b) evaluate the relations between soil classes and it's spectra, (c) evaluate the use of a profile numerical classification technique to distinguish soil classes based on the soil spectral behavior. Thus, we studied 22 profiles located in Piracicaba, SP, described their morphology and collected samples of the horizons. Samples were sieved and analyzed to determine soil chemical and physical attributes. In parallel, the spectral curves of these samples were acquired and later submitted to a principal component analysis to reduce the dimensionality of the information. We also characterized soil spectral curves according to specific literature, and performed comparisons between the results obtained and the soil classes. Finally, we carried out the numerical classification of soil profiles using spectral and laboratory data. High correlations were observed between the principal components and sand, clay, soil color, aluminum and m%. The characterization of the spectral curves allowed to distinguish the Argissolos from Latossolos and Nitossolos. The numerical classification of profiles was similar using both spectral data and laboratory data indicating the potential of spectral curves. Furthermore, we found that this technique is not able to differentiate Latossolos and Nitossolos, requiring in this case information about the morphology. Moreover, the Cambissolos were grouped correctly, and were not mistaken with Argissolos. The technique was efficient and demonstrated its applicability in processes of soil survey.

Keywords: Soil spectral behavior; Principal component analysis; Numerical classification of profiles

3.1 Introdução

A atividade agrícola a muito é considerada um dos alicerces da economia brasileira, gerando quantia significativa de empregos e promovendo o acúmulo de divisas. No entanto, nas últimas décadas as autoridades e até mesmo a comunidade tem exigido o aumento da produção e técnicas que visem o desenvolvimento sustentável. Para tanto, a aplicação de um manejo adequado conciliado ao conhecimento prévio do ambiente agrícola torna-se essencial.

Dentre os constituintes do meio, o solo pode ser considerado um dos mais importantes, servindo não só de suporte para as plantas, mas fornecedor de água e nutrientes. Lepsch (1987) enfatiza a importância do estudo do solo para estimativa do real potencial agrônômico, sendo que Bhatti; Mulla e Frazier (1991) indicam ainda a necessidade de conhecer a variabilidade do solo antes da aplicação de qualquer técnica de manejo.

Dentre os recursos hoje utilizados para avaliar a variabilidade espacial do solo, o mais difundido é o mapa de classes de solo. Por meio deste, o usuário é capaz de identificar atributos físicos, químicos, além da sua morfologia. Tal fator auxilia ainda na tomada de decisão para o planejamento agrícola, uma vez que é capaz, por exemplo, de indicar locais com alagamento periódico, ou salientar mudanças na profundidade do solo.

De acordo com Mendonça-Santos e Santos (2007), aproximadamente 35 % do território nacional, 17 dos 26 estados detém mapa de solos em escalas intermediárias (1:100.000 - 1:600.000), enquanto que mapas cobrindo todo o território nacional são encontrados somente nas escalas exploratória e esquemática. Os mesmos autores reforçam que levantamentos de campo ainda são necessários, principalmente em largas escalas, viabilizando assim projetos ambientais, de planejamento e manejo. Os mapas semi-detalhados e detalhados existentes são relativos a pequenas áreas, sendo capazes de auxiliar somente em projetos locais e com objetivos não muito específicos. Não obstante, requerimentos governamentais para realização de levantamento e mapeamentos só são realizados em casos de extrema necessidade, onde a informação torna-se um entrave para o término de projetos.

O desinteresse de instituições governamentais esta vinculado principalmente a complexidade, custo e tempo de execução dos levantamentos pedológicos (BEN-DOR;

HELLER; CHUDNOVSKY, 2008). De acordo com Brown et al. (2006), o custo para a caracterização convencional do solo realizado nos Estados Unidos pela U.S. National Soil Survey Center é de cerca de U\$ 2500 por pedon e leva de 6 a 12 meses até o resultado final do trabalho. Giasson; Inda Junior e Nascimento (2006), realizando mapeamento de solos em dois municípios do estado do Rio Grande do Sul, verificaram que para o mapeamento na escala de 1:50.000, o custo é de aproximadamente R\$ 1,03 ha⁻¹ e para a escala de 1:100.000 seria de R\$ 0,38 ha⁻¹.

Com objetivo de atenuar os problemas descritos acima, pesquisadores tem desenvolvido equipamentos capazes de fornecer informações do solo em tempo real, sendo estas obtidas a partir de um menor custo. Como exemplo pode-se citar o uso de instrumentos de medição da condutividade elétrica do solo (SUDDUTH; DRUMMOND; KITCHEN, 2001), uso de radar (GPR) para medição do conteúdo de água (PETTINELLI et al., 2007), espectrometria de raios gama para medição de teores de Potássio, Urânio, Thorium (indicativos de variação no material de origem), areia, argila e ferro (VISCARRA ROSSEL; TAYLOR, MCBRATNEY, 2007). Além de câmeras digitais na estimativa de teores de carbono orgânico, ferro e cor do solo (SUDDUTH; HUMMEL, 1988; VISCARRA ROSSEL; FOUAD; WALTER, 2008), transistores de campo sensíveis ao efeito de íons e eletrodos seletivos para medição de pH e necessidade de calagem e nutrientes do solo (ADAMCHUK et al., 2005; VISCARRA ROSSEL et al., 2005; SETHURAMASAMYRAJA et al., 2008), espectroscopia de reflectância difusa na faixa do visível, infravermelho próximo e infra-vermelho médio para estimar carbono orgânico, teor de argila, composição mineral e outros atributos do solo (REEVES; MCCARTY, 2001; SHEPHERD; WALSH, 2002; DEMATTÊ et al., 2004; BROWN et al., 2006; VISCARRA ROSSEL et al., 2006a).

Desde a década de 80, muita atenção é dada a coleta de informações quantitativas do solo tomando como base somente sua reflectância espectral. Neste período diversas pesquisas indicam o potencial da técnica em estimar atributos do solo (CHANG et al., 2001; MORON; COZZOLINO, 2003; UDELHOVEN; DEMATTÊ et al. 2004; VAGEN; SHEPHERD; WALSH, 2006; RIVERO; GRUNWALD; BRULAND, 2007; BEN-DOR; HELLER; CHUDNOVSKY, 2008; VISCARRA ROSSEL et al. 2009).

Moran; Ionoue e Barnes (1997) e Ben-Dor et al. (1999) recomendam o desenvolvimento de métodos que utilizem informações de sensores ópticos, os quais auxiliam tanto processos laboratoriais quanto a rotina de campo. Demattê et al. (2004) reforçam que informações detalhadas em como utilizar a reflectância espectral dos solos nos processos de mapeamento e levantamento ainda são escassas. Tendo em vista isso, trabalhos como o de Ben-Dor; Heller e Chudnovsky, (2008) e Bellinaso; Demattê e Araújo (2010), buscam aplicação direta do espectro através de sua interpretação e associação com classes de solo. No entanto, tal processo demanda que o profissional tenha conhecimento prévio sobre o comportamento espectral de solos e suas especificidades, fato este nem sempre possível.

Observando tal problemática, Nanni; Demattê e Fiorio (2004) e Fiorio et al. (2010), implementaram uma metodologia automatizada na determinação de solos por comportamento espectral. Carré e Jacobson (2009) desenvolveram um método de classificação numérica de perfis, capaz de indicar se perfis de solos são semelhantes ou diferentes, baseando-se em atributos referentes aos horizontes dos mesmos. Contudo, não há trabalhos avaliando a classificação numérica de perfis de solos através do espectro eletromagnético dos horizontes.

Sendo assim, o presente trabalho teve por objetivo avaliar as relações entre o comportamento espectral de amostras dos perfis e seus respectivos atributos. Além disso, avaliar padrões existentes entre classificação de solos e aspectos particulares das curvas espectrais. Busca-se também, testar uma técnica de classificação numérica de perfis, a qual utilize somente dados espectrais para distinguir indivíduos. Por fim, comparar a classificação realizada através do espectro e outra que utilizou atributos químicos, os quais mostram-se relacionados ao espectro.

Como hipótese, espera-se que o espectro do solo esteja correlacionado com atributos granulométricos, químicos e com a cor das amostras dos perfis coletados. Além disso, espera-se que: (a) a interpretação das curvas espectrais de cada perfil indique particularidades referentes às classes de solo estudadas; (b) que solos mais intemperizados apresentem comportamento espectral distinto de solos mais jovens; (c) que a classificação numérica de perfis, utilizando informações espectrais apresente semelhanças com a classificação realizada através de dados químicos e com o método convencional.

3.2 Material e Métodos

3.2.1 Área de estudo

A área de estudo localiza-se entre as latitudes 22°42'49" - 23°0'15" Sul e longitude 47°57'3" - 47°30'15" Oeste, correspondendo a região de Piracicaba, estado de São Paulo. Os solos encontrados neste estudo correspondem ao Cambissolo (CX), Latossolo Vermelho (LV), Latossolo Vermelho Amarelo (LVA), Latossolo Vermelho férrico (LVf), Nitossolo Vermelho férrico (NVf), Nitossolo Vermelho (NV), Argissolo Amarelo (PA), Argissolo Vermelho (PV), Argissolo Vermelho Amarelo (PVA) e Neossolo Litólico (RL). O clima é o Cwa (Köppen), tropical com inverno seco e verão chuvoso, com precipitação média anual de 1.200 mm, e a temperatura média é de 21,4°C (SENTELHAS et al., 1998).

3.2.2 Coleta de amostras e classificação convencional de perfis

As amostras de solo utilizadas foram provenientes de 22 perfis localizados na área de estudo, os quais foram estudados previamente por Bellinaso (2009). A descrição e coleta de amostras destes perfis foram realizados de acordo com Santos et al. (2005).

3.2.3 Preparo de amostra e análise físico-química

As amostras foram secas em estufa a 50 °C por 48 horas e peneiradas, sendo as frações menores que 2 mm utilizadas. Em seguida, foram analisadas em relação à granulometria (método do densímetro, CAMARGO et al., 1986) e para as análises químicas, determinou-se pH em água e KCl, Ca^{2+} , Mg^{2+} , Al^{3+} , H^+ + Al^{3+} e matéria orgânica (MO) de acordo com Raij et al. (2001). A partir desses dados, obteve-se o valor da soma de bases (S), capacidade de troca catiônica (CTC), saturação por bases (V%) e saturação por alumínio (m%). A cor da amostra úmida foi obtida utilizando-se um colorímetro minolta CR - 300, com chip para cor Munsell (CAMPOS; DEMATTÊ; QUARTAROLI, 2003). Em seguida, visando utilizar a cor do solo como variável nas análises estatísticas, os valores foram convertidos para o sistema de cores R G B, sendo esta etapa realizada através do programa COLOSOL (VISCARRA ROSSEL et al., 2006b).

3.2.4 Obtenção do espectro

Os dados espectrais dos solos foram obtidos em laboratório com o espectrômetro FieldSpec Pro (Analytical Spectral Devices, Boulder, Colo.). Tal equipamento é constituído por uma fibra ótica, detendo resolução espectral de 1 nm, realizando leituras no intervalo entre 350 nm e 2500 nm. A geometria do sistema foi baseada no posicionamento

perpendicular do sensor em relação à amostra, mantendo entre ambos uma distância de 27 cm. A fonte de iluminação foi posicionada a 61 cm da amostra, formando um ângulo de 20° com o zênite. O padrão de referência absoluto foi uma placa de spectralon branca. As amostras foram medidas em triplicatas, promovendo o aumento da superfície do solo escaneada, e em seguida realizou-se a média das três curvas.

3.2.5 Análise de Componentes Principais

Tendo em vista o grande volume de dados contidos em uma curva espectral (2151 bandas), foi necessário reduzir esta informação. Para tanto, utilizou-se uma análise de componentes principais (ACP). Segundo Crósta (1993), a técnica visa determinar a variabilidade dos dados, verificar quais as relações de covariância existente dentro do conjunto de variáveis originais, reagrupar os dados originais de entrada em um novo e menor conjunto através de transformações, gerando assim novas variáveis. O objetivo principal é sumarizar o conteúdo dos dados, eliminando as informações redundantes que neles houver. Esta técnica executa uma longa série de operações matriciais, as quais podem ser observadas em detalhes em Wold (1982).

3.2.6 Classificação dos perfis de solo

3.2.6.1 Classificação Convencional

A partir da descrição morfológica, observações de campo, análises químicas e granulométricas foram determinadas as classes taxonômicas até o 3° nível categórico para os perfis, de acordo com EMBRAPA (2006).

3.2.6.2 Classificação Numérica

A metodologia implementada neste trabalho para classificação numérica de perfis utilizou o programa OSACA (CARRÉ; JACOBSON, 2009). As variáveis empregadas no processo foram as 5 primeiras componentes principais (CPs) do espectro, as quais explicavam 99 % da variabilidade da curva espectral. Em uma segunda análise utilizou-se atributos do solo que se apresentavam, na maioria das vezes, correlacionados ao espectro. Os mesmos correspondiam aos teores de areia, silte, argila, alumínio, CTC, pH e cor do solo.

O programa OSACA visa classificar os perfis de solo utilizando o algoritmo cluster k-médias (DIDAY, 1971). Tal algoritmo trabalha a partir de um procedimento iterativo onde os indivíduos, inicialmente em posição aleatória são classificados em k classes

(grupos). Dado o número de classes desejadas, são calculados os centros de cada classe a partir de um método determinístico. Num próximo passo os objetos são realocados entre os grupos de acordo com a similaridade entre eles. O processo de realocação entre classes é repetido até que as condições de terminação do programa sejam cumpridas. A medida de similaridade utilizada neste estudo corresponde à métrica de distância (MD) euclidiana.

O diferencial do OSACA em relação à técnica de agrupamento convencional é a capacidade do mesmo em comparar as características dos perfis levando em conta a posição dos seus respectivos horizontes na trincheira. Para tanto ele utiliza a distância pedológica (Dped), a qual é calculada como a MD média entre os horizontes de cada perfil, tomados em sequência. Quando os perfis comparados possuem quantidade diferente de horizontes, o último horizonte do “menor” perfil é usado repetidamente (Figura 1).

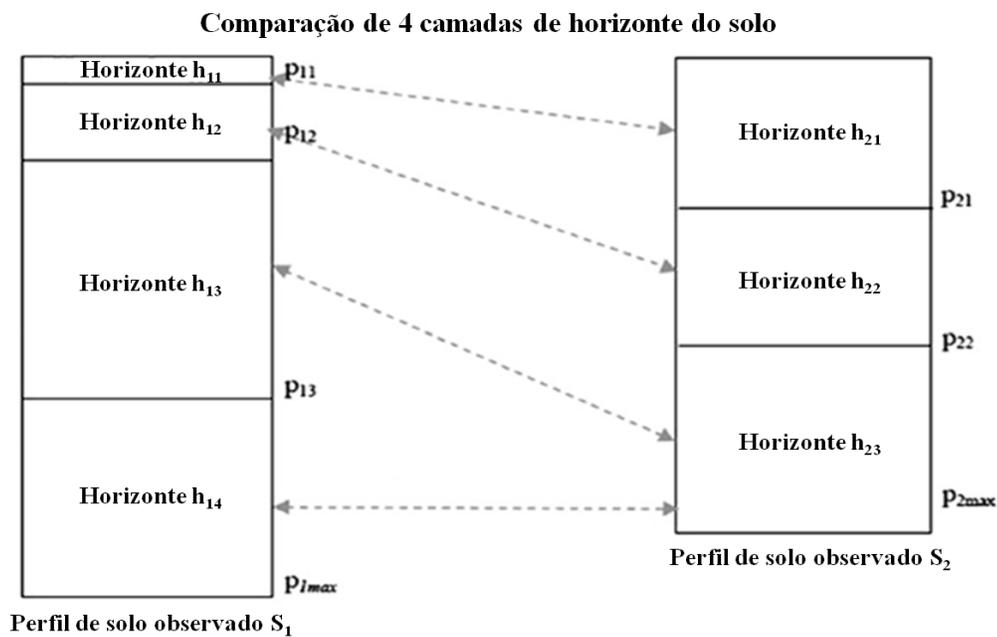


Figura 1 - Ilustração indicando método de comparação entre perfis, utilizando a distância pedológica (Fonte: Carré e Jacobson, 2009)

Todo o processamento matemático da Dped pode ser resumido pela seguinte eq. (1):

$$D_{ped} = \frac{1}{|S_1|} \left(\sum_{i=1}^{|S_2|} D_{\theta}(\theta_{1i}, \theta_{2i}) + \sum_{i=|S_2|+1}^{|S_1|} D_{\theta}(\theta_{i|S_2|}, \theta_{2i}) \right) \quad (1)$$

onde,

D_{θ} (θ_a , θ_b): corresponde a distância métrica entre os horizontes θ_a e θ_b ;

θ_{ij} : o horizonte j do perfil i ;

s_1 e s_2 : perfis 1 e 2.

3.3 Resultados e Discussão

3.3.1 Descrição do conjunto de dados estudados

3.3.1.1 Variabilidade físico-química das amostras de solo

A variabilidade de alguns dos atributos físico-químicos das amostras está indicada na tabela 1. O teor médio de areia corresponde a 518 g.kg^{-1} , no entanto, as amostras apresentam variação de 100 a 880 g.kg^{-1} . Avaliando o coeficiente de variação nota-se que o desvio padrão (DP) atinge 40% da média, o qual correspondente ao valor de 204 g.kg^{-1} . Já o teor de silte varia entre 40 e 460 g.kg^{-1} , apresentando média de $108,7 \text{ g.kg}^{-1}$ e desvio padrão de $56,5 \text{ g.kg}^{-1}$. A partir deste resultado observa-se que maioria das amostras estudadas não atende os requisitos necessários para serem consideradas siltosas (EMBRAPA 2006).

O teor de argila médio para o conjunto de dados corresponde a $373,1 \text{ g.kg}^{-1}$, o qual segundo EMBRAPA (2006) caracterizaria a textura do solo como argilosa. O coeficiente de variação indica que o desvio padrão atinge 52% do valor da média, valor este que corresponde a $195,7 \text{ g.kg}^{-1}$. A variação dos teores encontra-se na faixa entre 60 g.kg^{-1} e 780 g.kg^{-1} .

Tabela 1 - Distribuição das propriedades do solo, em relação às amostras utilizadas no estudo

	Areia ⁽¹⁾	Silte ⁽¹⁾	Argila ⁽¹⁾	M.O. ⁽¹⁾	Al ⁽²⁾	H + Al ⁽²⁾	CTC ⁽²⁾	pH _{H2O}
Média	518.1	108.7	373.1	11.5	12.9	29.3	56.1	5.2
Desvio Padrão	204.1	56.5	195.7	4.5	19.4	21.2	24.5	0.7
Variação	880 - 100	460 - 40	780 - 60	27 - 7	80 - 0	93 - 2	125.1 - 7.5	6.8 - 4.2
CV(%) ⁽³⁾	39.4	52.0	52.5	39.1	150.4	72.4	43.7	13.5

(1) teores medidos em g.kg^{-1} ; (2) teores medidos em $\text{mmol}_c.\text{kg}^{-1}$; (3) coeficiente de variação

O teor médio de matéria orgânica corresponde a $11,5 \text{ g.kg}^{-1}$, enquanto o desvio padrão é de $4,5 \text{ g.kg}^{-1}$, estes valores apontam para um baixo teor do atributo no conjunto de dados estudados. O valor máximo encontrado corresponde a 27 g.kg^{-1} .

O alumínio apresentou média e desvio padrão, respectivamente, de 12,9 e 19,4 $\text{mmol}_c.\text{kg}^{-1}$. Estes valores segundo EMBRAPA (2006), não são suficientes para caracterizar um solo como aluminoso ou alítico, sendo necessário valores de no mínimo 40 $\text{mmol}_c.\text{kg}^{-1}$, além de m% maior que 50%. No entanto, observando a variação nota-se teores de até 80 $\text{mmol}_c.\text{kg}^{-1}$.

Avaliando os valores de CTC, observa-se média de 56,1 $\text{mmol}_c.\text{kg}^{-1}$ e DP de 24,5 $\text{mmol}_c.\text{kg}^{-1}$. Já o valor médio do pH em água foi de 5,2, valor este considerado fortemente ácido (EMBRAPA, 2006). O desvio padrão corresponde a 0,7 e os valores máximo e mínimo são, respectivamente, 6,8 e 4,2.

3.3.1.2 Caracterização química e granulométrica de perfis de solo

Neste tópico será realizada uma breve descrição quanto a alguns atributos químicos, granulométricos e morfológicos referentes aos perfis mais representativos do conjunto de dados estudado. As características analíticas consideradas importantes para a análise dos perfis são apresentadas na tabela 2.

3.3.1.2.1 Perfil 1

O perfil 1 foi classificado como Nitossolo Vermelho (NV) álico, textura muito argilosa, sendo este de acordo com EMBRAPA (2006) caracterizado pela presença de horizonte diagnóstico B nítico, com ausência ou pequeno gradiente textural, estrutura em blocos subangulares, angulares ou prismática, de grau moderado ou forte e com cerosidade expressiva.

O horizonte superficial caracterizado como A proeminente, encontrava-se até a profundidade de 20 cm, a partir do qual se dava uma sucessão de horizontes B níticos, os quais se posicionavam, respectivamente, de 20 – 70 cm, 70 – 120 cm e mais que 120 cm (Tabela 2). Estes horizontes eram constituídos basicamente por blocos de tamanho pequeno a médio, apresentando cerosidade forte e consistência, quando seco, dura a muito dura.

Observa-se que este solo é muito argiloso, com a textura variando entre 700 a 780 g.kg^{-1} , enquanto que os valores de silte e areia mostram-se sempre abaixo de 200 g.kg^{-1} . Os teores reduzidos de silte indicam elevado grau de intemperismo do perfil em questão. O

gradiente textural, por sua vez, deteve valor de aproximadamente 1,0, demonstrando distribuição homogênea da argila mesmo em pontos mais profundos.

Quimicamente nota-se um solo com valores de soma de bases (SB) e V% reduzido, sendo os maiores teores encontrados na camada superficial, os quais correspondem, respectivamente, a $39 \text{ mmol}_c.\text{kg}^{-1}$ e 56%. Na subsuperfície, além da baixa saturação por bases nota-se alto m%, caracterizando o solo como álico.

Já a coloração varia entre o matiz de 1,2 YR e 2,0 YR, com relação valor/chroma igual a 3/2. Já o teor de ferro do horizonte diagnóstico mostrou-se insuficiente, $71,2 \text{ g.kg}^{-1}$, para que o perfil fosse classificado como férrico (Tabela 2).

3.3.1.2.2 Perfil 2

A classificação do perfil 2 corresponde a um Latossolo Vermelho Amarelo (LVA) distrófico textura média. Tal solo apresenta evolução avançada, com expressiva atuação de processos intempéricos e consequente acúmulo de argilominerais resistentes, ou óxidos e hidróxidos de ferro e alumínio (EMBRAPA, 2006).

O horizonte superficial caracterizado como A proeminente encontrava-se até a profundidade de 25 cm, sendo todos os outros horizontes B latossólicos. Estes se encontravam nas profundidades de 25 – 80 cm, 80 – 130 cm e mais profundas que 130 cm. Neste caso, as cores variam entre matiz 4.5 e 6.5 YR e o valor/chroma igual ou menor a 4/3 (Tabela 2).

A análise granulométrica indicou teores de argila entre 260 e 340 g.kg^{-1} , enquanto os valores de areia apresentaram variação de 580 a 640 g.kg^{-1} . A relação silte/argila mostrou-se baixa, 0,15 reforçando o alto grau de intemperismo.

Já as características químicas, indicaram um solo com elevada saturação por bases somente no horizonte superficial (63%), sendo todos outros horizontes constituídos por V% menor que 43. O teor de ferro e o Ki do horizonte diagnóstico correspondiam a 50 g.kg^{-1} e 1,5, respectivamente (Tabela 2). Sendo assim, pode-se afirmar que este solo é constituído principalmente por óxidos e hidróxidos de ferro e alumínio e minerais 1:1.

3.3.1.2.3 Perfil 3

O perfil em questão representa um Argissolo Vermelho Amarelo (PVA) distrófico textura média. De acordo com EMBRAPA (2006), em geral estes solos apresentam um evidente incremento do teor de argila do horizonte A para o B, sendo a transição

usualmente clara, abrupta ou gradual. Além disso, a atividade de argila deve ser baixa, ou alta conjugada com saturação por bases baixa ou caráter alítico.

O horizonte superficial encontra-se na profundidade de 0 a 20 cm, enquanto que os horizontes E e Bt, localizam-se de 20 a 30 cm e 30 a 100 cm, respectivamente. Através da análise granulométrica, notou-se o predomínio da fração areia até 30 cm, a partir da qual o teor de argila aumenta de 60 g.kg⁻¹ para 240 g.kg⁻¹. Esta variação é expressa pelo gradiente textural, este em torno de 4, o qual é considerado abrupto. A relação silte/argila corresponde a 0,25, indicando alto grau de intemperismo do solo (Tabela 2).

A análise química indicou valores baixos de soma de bases e redução do V% conforme o aumento da profundidade, sendo os teores destes atributos, respectivamente, 14,9 mmol_c.kg⁻¹ e 43% para o horizonte Bt. O teor de ferro corresponde a 50 g.kg⁻¹, não caracterizando o solo como férrico (EMBRAPA 2006). Já o valor do Ki foi de 1,45, indicando a predominância de óxidos e hidróxidos de ferro e alumínio.

Por fim, a coloração variou entre matiz de 4.3 e 8.3 YR, sendo o valor/chroma igual ou menor a 4/3 (Tabela 2).

3.3.1.2.4 Perfil 4

O perfil quatro corresponde a um Cambissolo Háplico (CX) Alumínico textura média. Este solo caracteriza-se pelo desenvolvimento de horizonte B incipiente em sequência a horizonte superficial de qualquer natureza (EMBRAPA 2006), podendo ocorrer estrutura do Bi desde blocos, granular ou prismática, ou mesmo grãos simples.

Foram delimitados quatro horizontes, sendo estes Ap, BA, B incipiente e C, sendo suas profundidades respectivamente 0 a 30 cm, 30 a 50 cm, 50 a 95cm, 95 a 130 cm. A granulometria indicou teores de argila entre 140 e 200 g.kg⁻¹, além do predomínio da fração areia, com valores em torno de 700 g.kg⁻¹. Já a relação silte/argila, mostrou-se a mais alta entre os perfis, com valor de 0,61. Por outro lado o gradiente textural deteve valores semelhantes aos encontrados anteriormente nos perfis 1 e 2, sendo este de 1,3 (Tabela 2).

A partir da análise química foi possível notar baixos valores de SB e V%, sendo estes respectivamente 6,8 mmol_c.kg⁻¹ e 8%. Por outro lado, a saturação por alumínio mostrou-se alta, perfazendo 91% e assim caracterizando este solo como alumínico. Já o teor de ferro foi de 15 g.kg⁻¹, o menor valor entre perfis aqui estudados. A determinação do Ki resultou em 2,28, confirmando seu menor grau intempérico e o predomínio de minerais 1:1,

além de minerais 2:1. Por fim, a cor variou entre os horizontes com matizes de 4YR a 9YR e relação valor/chroma de 4/3.

3.3.1.2.5 Perfil 5

O perfil 5 foi classificado como um Argissolo Vermelho (PV) álico textura média, sendo constituído pelo horizonte A proeminente e três horizontes Bt. Os mesmos encontram-se distribuídos nas seguintes profundidades, 0-30 cm, 30-90 cm, 90-140 cm e mais que 140 cm. A descrição realizada em campo apontou para uma transição entre o A e Bt clara e, estrutura do horizonte diagnóstico, em blocos com tamanho pequeno a médio.

Neste caso, a relação textural indicou incremento do teor de argila da superfície para subsuperfície de aproximadamente 3 vezes, sendo o valor no Bt correspondente a 300 g.kg^{-1} . A relação silte/argila é de 0,33, valor este indicativo de grau intempérico avançado.

A análise química indica um caráter álico, com saturação por bases de 13% e m% de 80. O teor de ferro corresponde a $26,8 \text{ g.kg}^{-1}$ no horizonte diagnóstico, sendo este valor baixo em relação aos outros perfis. Já o Ki foi quantificado em 1,71, indicativo de predomínio de óxidos e hidróxidos de ferro e alumínio, além de mineralogia 1:1. A cor, por sua vez, variou entre 2,5 YR e 5YR, com valor e chroma de 4/3 ou menos.

3.3.1.2.6 Perfil 6

Após avaliação deste perfil, o mesmo foi classificado como Latossolo Vermelho Eutroférico (LVf) textura muito argilosa. A sucessão de horizontes observada corresponde a Ap, Bw1, Bw2 e Bw3. Os mesmos encontram-se nas profundidades de 0-35 cm, 35-90 cm, 90-125 cm e maior que 125 cm. Na descrição deste perfil observa-se, entre outros, a estrutura granular e presença de microagregados com grau forte.

O teor de argila varia de 640 a 710 g.kg^{-1} , enquanto que o maior teor de areia localiza-se na camada superficial, correspondendo a 280 g.kg^{-1} . O gradiente textural corresponde a 1,1, indicando pequena variação do atributo em profundidade. A relação silte/argila é a menor entre todos os perfis, indicando este solo como detentor de elevado grau intempérico.

A análise química indica saturação por bases maior que 50% em todos os horizontes B latossólicos. A soma de bases varia de 20,4 à $39,5 \text{ mmol.c.kg}^{-1}$, o m% detém valores desde 3 até 21%. Já o Ki, foi determinado como 1,99, valor este que remete a predominância de

óxidos mineralogia 1:1, enquanto que o elevado teor de ferro (230 g.kg^{-1}) indica a presença abundante de óxido de ferro. A cor, como já era esperada foi determinada em torno de 2YR com valor e chroma correspondendo a 3/2.

Tabela 2 - Análise química, granulométrica e cor das amostras de solo referentes a perfis representativos do conjunto de dados do estudo

Identificação	Classificação ⁽¹⁾	Horizonte	Areia	Silte	Arg	MO	P	K	Ca	Mg	Al	H	SB	CTC	V	m	pH H ₂ O	pHKCl	Gradiente	Fe ₂ O ₃	Ki	Silte/argila	matiz	V	C
			----- g.kg ⁻¹ -----				mg.kg ⁻¹		----- mmol.kg ⁻¹ -----						--- % --										
P1A	NV1-4	Ap	180	100	720	22	7	0,8	27	12	7	31	39,8	70,8	56	15	5,5	2,0YR	3,5	2,1
P1B	.	Bn1	140	80	780	14	2	0,1	19	8	5	21	27,1	48,1	56	16	5,4	1,3YR	3,5	2,2
P1C	.	Bn2	200	100	700	14	1	0,1	3	1	5	32	4,1	36,1	11	55	4,8	4,3	.	71,2	1,88	.	1,2YR	3,4	2,1
P1D	.	Bn3	160	110	730	11	4	0,1	2	1	4	31	3,1	34,1	9	56	4,6	.	1,0	.	.	0,15	1,5YR	3,6	2,2
P2A	LVA3-2	Ap	620	120	260	18	18	0,6	49	14	2	13	63,6	76,6	83	3	6,7	6,5YR	3,5	1,9
P2B	.	Bw1	620	80	300	9	1	0,4	10	3	12	24	13,4	37,4	36	47	4,4	4,7YR	4,2	3,3
P2C	.	Bw2	580	80	340	9	1	0,2	8	4	5	23	12,2	35,2	35	29	5,1	4,1	.	50,9	1,53	.	4,9YR	3,9	3,5
P2D	.	Bw3	580	80	340	11	1	0,1	14	1	6	20	15,1	35,1	43	28	4,6	.	1,1	.	.	0,15	4,5YR	4,3	3,7
P3A	PVA4-2	A	880	60	60	10	10	1,5	8	3	0	3	12,5	15,5	81	0	6	8,3YR	4,1	1,6
P3B	.	E	860	60	80	7	3	1,5	2	1	0	3	4,5	7,5	60	0	5,4	7,5YR	4,3	2,5
P3C	.	Bt	700	60	240	7	1	3,9	8	3	9	20	14,9	34,9	43	38	4,6	3,9	4,0	50,4	1,45	0,25	4,3YR	4	3,3
P4A	CX4-5	Ap	780	80	140	13	2	0,6	24	12	2	17	36,6	53,6	68	5	5,5	9,1YR	3,6	1,4
P4B	.	BA	760	80	160	10	1	0,4	25	5	19	37	30,4	67,4	45	38	4,9	9,0YR	4,4	2,9
P4C	.	Bi	700	100	200	8	1	0,7	4	2	64	93	6,7	99,7	7	91	4,5	3,9	.	15,2	2,28	.	6,0YR	4,5	3,3
P4D	.	C	710	110	180	7	1	0,8	4	2	72	77	6,8	83,8	8	91	4,9	.	1,3	.	.	0,61	4,2YR	4,6	3,6
P5A	PV3-3	A	780	100	120	10	2	0,2	6	3	1	10	9,2	19,2	48	10	5,6	5,0YR	3,8	2,4
P5B	.	Bt1	620	100	280	10	1	0,2	22	6	4	20	28,2	48,2	59	12	4,8	3,4YR	3,6	2,8
P5C	.	Bt2	620	100	280	7	1	0,2	4	1	9	17	5,2	22,2	23	63	4,6	3,9	.	26,8	1,71	.	2,8YR	4	3,4
P5D	.	Bt3	600	100	300	7	1	0,2	1	1	9	15	2,2	17,2	13	80	4,5	.	2,5	.	.	0,33	2,5YR	4,1	3,7
P6A	LVf1-1	Ap	280	80	640	22	6	2,4	14	4	5	47	20,4	67,4	30	20	4,7	2,0YR	3,4	2,3
P6B	.	Bw1	220	80	700	16	2	0,5	30	9	6	20	39,5	59,5	66	13	5,8	1,0YR	3,6	2,3
P6C	.	Bw2	200	90	710	14	2	0,8	27	9	1	22	36,8	58,8	63	3	5,8	4,9	.	230,4	1,99	.	1,1YR	3,3	2,2
P6D	.	Bw3	200	90	710	13	1	4,2	16	6	7	20	26,2	46,2	57	21	5,2	.	1,1	.	.	0,12	0,8YR	3,6	2,5

(1) Nomenclatura de acordo com EMBRAPA (2006). O primeiro número que acompanha a classe de solo representa as classes granulométricas: (1) muito-argilosa: > 600; (2) argilosa: > 350 e ≤ 600; (3) média-argilosa: > 250 e ≤ 350; (4) média-arenosa: >150 e ≤ 250; (5) arenosa: ≤ 150 g.kg⁻¹. O segundo número que acompanha a nomenclatura representa atributos de diagnósticos químicos: (1) caráter eutrófico; (2) caráter distrófico; (3) caráter álico; (4) caráter árico; (5) caráter aluminico; (6) caráter alítico

3.3.2 Relações entre o espectro e atributos físico-químicos dos solos

Para se estabelecer uma comparação entre o espectro eletromagnético e atributos químicos e granulométricos do solo, foi realizada uma análise de correlação. No entanto, devido à grande quantidade de variáveis presentes na curva espectral, foi necessário reduzir tal informação, através da ACP, em componentes principais (CPs). A contribuição de cada comprimento de onda nos CPs do espectro é observada nos autovetores (Figura 2), sendo que quanto mais positivo ou mais negativo o valor, maior a influência da banda espectral.

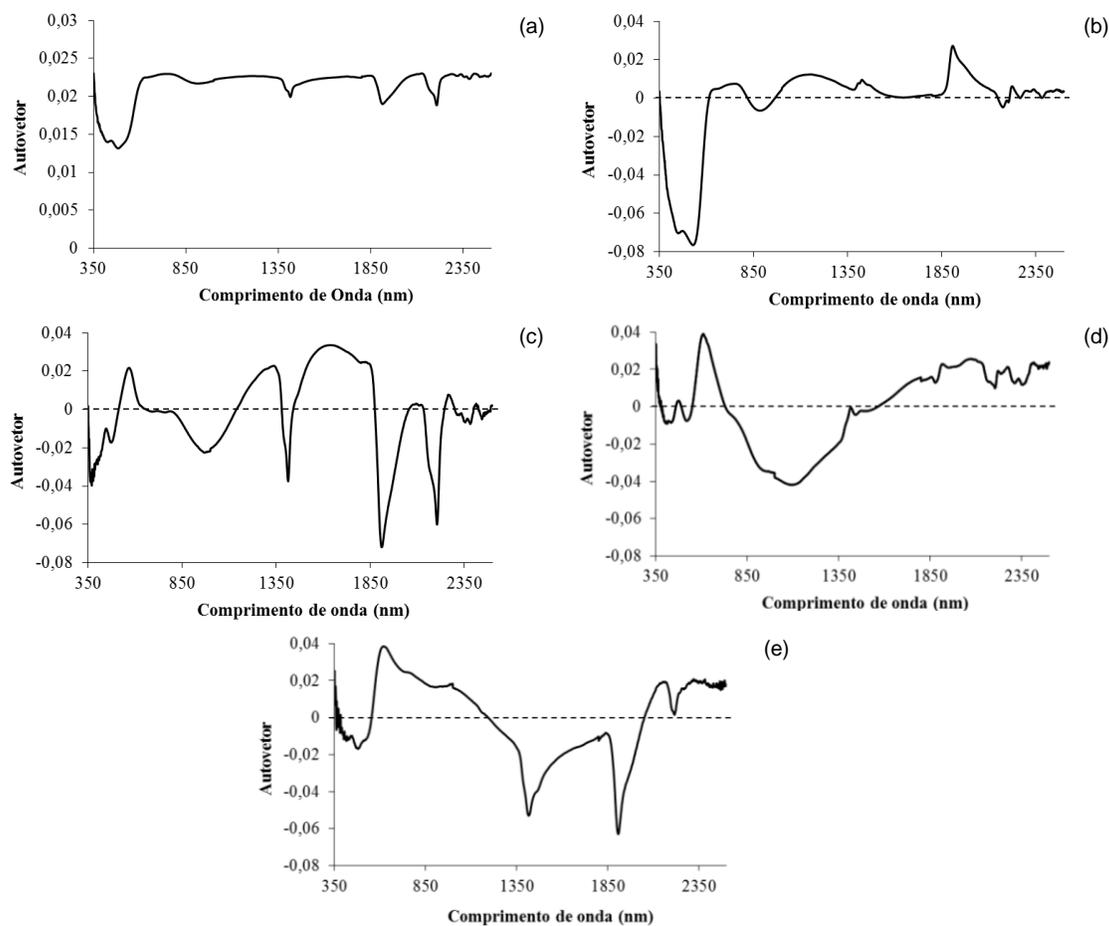


Figura 2 - Autovetores referentes à análise de componentes principais do espectro, sendo (a) componente principal 1, (b) componente principal 2, (c) componente principal 3, (d) componente principal 4 e (e) componente principal 5

Avaliando o autovetor referente à CP1 (Figura 2a), nota-se que o mesmo foi influenciado por toda a curva espectral, principalmente nas bandas após o comprimento de onda de 600 nm. Sendo assim, pode-se afirmar que a intensidade de reflectância da curva foi o principal fator condicionante de variabilidade nesta componente.

Já o componente principal 2 (Figura 2b), relaciona-se a faixa de 350 a 600 nm e a feições próximas de 1900 nm. As bandas que influenciaram o CP3 (Figura 2c) encontram-se entre 350 nm e 600 nm, 850 a 1100 nm, e a feições centralizadas em 1400, 1900 e 2200 nm. O CP4, por sua vez, é influenciado pelas bandas de 550 a 700 nm, 850 a 1400 nm, e de forma menos pronunciada pela faixa de 1550 a 2500 nm (Figura 2d). Por fim, o CP5 está relacionado aos comprimentos de 550 a 1000 nm e feições centralizadas em 1400 e 1900 nm (Figura 2e).

Uma vez compreendida a representatividade de cada componente principal, torna-se possível relacioná-los aos atributos químicos e granulométricos do solo (Tabela 3). De maneira geral, observa-se a inexistência de correlação entre os atributos químicos e o espectro, com exceção ao alumínio e conseqüentemente o m%. Estes apresentam-se levemente correlacionados ao CP 2, 3 e 5, com coeficientes de, respectivamente, 0,42, 0,48 e 0,44. Este resultado está de acordo com Stenberg et al. (2010), o qual afirma que cátions retidos na CTC do solo não apresentam relações diretas com o espectro na região do visível e infravermelho próximo. As correlações encontradas geralmente são baixas, havendo algumas exceções como Krischenko et al. (1992), Ehsani et al. (1999), Shibusawa et al. (2000), Chang et al. (2001), Groenigen et al. (2003), Moron e Cozzolino (2003), Udelhoven, Emmerling e Jarmer (2003), Pereira; Gómez e He (2004), Mouazen; Baerdemaeker e Ramon (2006). Stenberg et al. (2010) reforça que o sucesso nestes estudos, provavelmente está relacionado a existência de co-variação local, entre os atributos do solo espectralmente ativos e os cátions estudados.

Já a ausência de correlação entre os teores de matéria orgânica e a curva espectral é um fato que discorda de diversos estudos citados na literatura. Como exemplo observa-se Viscarra Rossel et al. (2010), o qual avaliando a correlação entre componentes principais do espectro e a M.O., para a região de Rafard, SP, encontrou coeficiente de 0,5 para o CP3. Karmanov (1968), explicando as interações entre M.O. e as propriedades espectroscópicas dos solos, indica que o acúmulo de substâncias húmicas escuras é responsável pela redução da reflectância do espectro do solo.

A argila, por sua vez, apresentou correlações significativas com o CP1 e CP4, sendo as mesmas da ordem de -0,72 e -0,64, respectivamente. Tendo em vista que o componente principal 1 refere-se principalmente ao albedo da curva, o resultado encontrado mostra-se

de acordo com Bowers e Hanks (1965), Stoner (1979) e Demattê et al. (2004), os quais indicaram que a variação no tamanho das partículas de solos, com textura de média a fina, provoca alteração da reflectância espectral. Conforme discutido anteriormente, o CP4 apresenta relação pronunciada com as regiões de 550 a 700nm e 850 a 1400 nm do espectro. As variações na região do visível (550-700 nm) são resultantes da presença de óxidos de ferro (MONTGOMERY, 1976; DEMATTÊ; GARCIA, 1999). Segundo Leone e Sommer, (2000), feições centralizadas nas regiões de 880 e 900 nm também estão ligadas a hematita e goetita. Sendo assim, provavelmente os óxidos presentes na fração argila destes solos, são responsáveis pela correlação entre o atributo e o CP 4. Os teores de areia, assim como os de argila, estão relacionados aos componentes 1 e 4. Este fato já era esperado, uma vez que com a redução na quantidade de partículas na fração argila há um aumento, proporcional, na porcentagem de outras frações, entre elas a areia.

3.3.3 Avaliação qualitativa das curvas espectrais e suas relações com as classes de solo

Para o desenvolvimento deste tópico foram selecionados os perfis mais representativos do banco de dados, sendo que seu comportamento espectral pode ser observado nas figuras 3 e 4, enquanto seus atributos químicos e granulométricos são indicados na tabela 2.

3.3.3.1 Perfil 1

O perfil 1, correspondente a um Nitossolo Vermelho textura argilosa, o qual apresenta intensidade de reflectância média de 0,2. Seu baixo albedo está relacionado ao alto teor de argila (STONER; BAUMGARDNER, 1981) e provavelmente a presença de minerais opacos, como a ilmenita e magnetita (FORMAGGIO; EPIPHANIO; VALERIANO, 1996). Além disso, observa-se que as amostras referentes à camada superficial detêm fator de reflectância menor. Este fato ocorre devido ao maior teor de matéria orgânica encontrado neste horizonte (Tabela 2), o qual é responsável por reter de forma mais eficiente a energia eletromagnética incidente. Já o padrão de inclinação destas curvas mostra-se plano, sendo que de acordo Formaggio; Epiphanio e Valeriano (1996) a atenuação das feições do espectro é decorrente da presença de minerais opacos, como a magnetita e ilmenita.

As faixas espectrais mais pronunciadas encontram-se entre 350 - 500 nm, 800 - 900 nm e 2100 - 2250 nm, sendo as duas primeiras, relacionadas a óxidos de ferro (MATHEWS et al., 1973; VITORELLO; GALVÃO, 1996; DEMATTÊ; GARCIA, 1999). Tal fato é reforçado por Leone e Sommer (2000), os quais indicam que feições centralizadas em torno de 880 nm possuem relação com a hematita. Já a região da curva espectral entre 2100 - 2250 nm, apresenta conformação típica da caulinita, sendo esta um “degrau” pronunciado em seu lado esquerdo (MATHEWS et al., 1973; HAUFF; KAUSE; THIRY, 1990; GROVE; HOOK; TAYLOR, 1992; FONTES; CARVALHO JUNIOR, 2005; GOETZ; CURTISS; SHILEY, 2009).

Avaliando a semelhança entre os espectros deste perfil e os padrões espectrais determinados por Formaggio; Epiphanio e Valeriano (1996), observa-se que todos os horizontes apresentam comportamento espectral tipo a. Os autores ainda afirmam que solos com curvas espectrais semelhantes a estas detêm elevados teores de óxidos de ferro totais, MnO e TiO₂, sendo em geral muito argilosos e com elevados teores de hematita

(conferindo cores mais vermelhas que 3,5 YR), ilmenita e magnetita, dado que são solos provenientes do intemperismo de rochas básicas. Além disso, correspondem geralmente a Latossolos Vermelho férrico, Nitossolos Vermelho férrico e Latossolo Vermelho. Já a classificação desenvolvida por Stoner e Baumgardner (1981) caracteriza tais curvas como do tipo 5, as quais segundo os autores, possuem elevado teor de óxidos de ferro e textura fina.

Comparando-se as características descritas acima por Formaggio; Epiphonio e Valeriano (1996) e a análise química e granulométrica (Tabela 2), assim como a classificação deste perfil de solo, nota-se que somente com a informação espectral foi possível definir a condição deste solo.

3.3.3.2 Perfil 2

O comportamento espectral deste solo refere-se a um Latossolo Vermelho Amarelo textura média. Neste caso, a intensidade de reflectância média encontra-se em torno de 0,3, enquanto os valores máximos são de aproximadamente 0,4, sendo este observado em amostras subsuperficiais (Figura 3b). O fato do solo possuir maior reflectância em camadas mais profundas está relacionado ao menor teor de matéria orgânica (Tabela 2). Em concordância está Dalmolin (2002), o qual observou um aumento na resposta espectral dos solos com decréscimo no teor deste atributo. Demattê; Epiphonio e Formaggio (2003) observaram que a remoção da M.O. promove aumento da intensidade de reflectância em todo o espectro. Além disso, Coleman e Montgomery (1987) afirmam que tal atributo “mascara” as feições da curva, fato este observado na figura 3b.

O padrão de inclinação, por sua vez, mostra-se ascendente até 1800 nm, tornando-se, em seguida, descendente. A conformação geral do espectro é caracterizada como convexa, diferindo assim do aspecto plano encontrado no primeiro perfil. Isto ocorre devido ao menor teor de argila (BOWERS; HANKS, 1965; STONER 1979; DEMATTÊ et al., 2004) e principalmente a menor quantidade de ilmenita e magnetita (FORMAGGIO; EPIPHANIO; VALERIANO, 1996).

Na faixa espectral de 350 a 600 nm, as curvas apresentaram concavidade acentuada e forte, mas com largura menor que aquelas referentes ao NV, podendo estar relacionada à menor quantidade de óxidos de ferro. Outra porção do espectro pronunciada e que é afetada por estes minerais, encontra-se entre 750 e 950 nm (HUNT; SALISBURY, 1970;

BAUMGARDNER et al., 1985; SHERMAN; WAITE, 1985; IRONS; WEISMILLER; PETERSEN, 1989; MADEIRA NETTO et al., 1995).

Duas feições distintas na curva espectral são encontradas em 1400 e 2200nm, ambas apresentando um “degrau” característico localizado a esquerda da feição, o qual é associado à mineralogia caulinítica. Madeira Netto e Baptista (2000) reforçam tal aspecto, afirmando que ambas as regiões podem ser afetadas pela presença de caulinita. Por fim, uma feição muito tênue foi encontrada próxima a 2265 nm, a qual corresponde à presença de gibbsita (MADEIRA NETTO et al., 1995). Segundo Madeira Netto e Baptista (2000), solos sujeitos a severa alteração sempre apresentam elevados teores de gibbsita e conseqüentemente picos característicos na região de 2265 nm.

Comparando os espectros deste perfil com os padrões espectrais determinados por Formaggio; Epiphanyo e Valeriano (1996), nota-se que o horizonte A detém comportamento espectral tipo c, o qual é característico de horizonte superficial de Argissolos Vermelho Amarelo textura arenosa ou média. Já as camadas subsuperficiais correspondem ao tipo d, sendo este um padrão composto entre o “a” e “b”, apresentando semelhança tanto com curvas de Latossolos quanto de Argissolos. Segundo Stoner e Baumgardner (1981), as curvas aqui discutidas correspondem aos tipos 1 e 3.

As características espectrais deste perfil mostram-se insuficientes para determiná-lo como LVA, sendo que o mesmo é facilmente confundido com um PV. Neste caso, informações referentes ao gradiente textural são indispensáveis para uma tomada de decisão. Bellinaso (2009) avaliando solos referentes a uma biblioteca espectral de solos da região Sudeste, constatou que em geral os Argissolos apresentam uma inversão pronunciada na intensidade de reflectância das curvas do horizonte superficial e diagnóstico após o comprimento de onda de 1800 nm. O mesmo autor conclui ainda que este pode ser considerado um critério prático para distinção entre PVs e outras classes de solo.

3.3.3.3 Perfil 3

O perfil 3 remete ao Argissolo Vermelho Amarelo textura média arenosa, sendo suas curvas espectrais apresentadas na figura 3c. Nota-se intensidade de reflectância média em torno de 0,45. Contudo, este valor mostra-se mais elevado para a curva espectral pertencente à camada B, a qual corresponde a um horizonte de máxima perda (E). Tal fato está relacionado ao predomínio de quartzo na fração areia e a um teor de matéria orgânica

reduzido em relação à camada superficial. Este resultado está de acordo com Al-Abbas; Swain e Baumgardner, (1972), Stoner e Baumgardner (1981), Demattê; Epiphanyo e Formaggi (2003), Dalmolin et al. (2005), os quais indicaram que maiores teores de argila e M.O. promovem diminuição no albedo.

As curvas pertencentes ao horizonte A e E apresentam aspecto ascendente desde 350 até 2500 nm, por outro lado o espectro do horizonte B é ascendente somente na porção entre 350 e 1300 nm, assumindo em seguida uma conformação mais aplainada e após 1800 nm aspecto descendente (Figura 3c). Em todos os casos as curvas espectrais mostram-se convexas.

A feição localizada na região do visível (350 - 600 nm) é mais pronunciada no horizonte diagnóstico, no entanto, se comparada aos espectros do perfil 1 nota-se que a mesma é mais sutil e estreita. Nesta mesma curva espectral há redução na reflectância, em uma região centralizada em 850 nm, sendo que segundo Leone e Sommer (2000) absorções de energia eletromagnética localizadas em 880 nm correspondem a goethita, enquanto que na faixa próxima a 950 nm o responsável é a hematita. A feição detentora de um “degrau” em 2200 nm está relacionadas à caulinita (MATHEWS et al., 1973; HAUFF; KAUSE; THIRY, 1990; GROVE; HOOK; TAYLOR, 1992; FONTES; CARVALHO JUNIOR, 2005; GOETZ; CURTISS; SHILEY, 2009), e se acentuam do horizonte A para o Bt, indicando assim um acréscimo deste mineral com o aumento da profundidade. Outra região do espectro que se destaca é o abaulamento centralizado em 1900 nm, este segundo Lindberg e Snyder (1972) está relacionado à vibração molecular dos grupos OH da água adsorvida, principalmente a argilominerais 2:1.

Levando em conta os padrões estabelecidos por Formaggio; Epiphanyo e Valeriano (1996), os horizontes A e E deste perfil foram classificados como tipo b. Este é associado pelos autores ao horizonte superficial de um PVA, detendo textura média ou arenosa, baixos teores de M.O., ferro e titânio. Já o horizonte Bt corresponde ao tipo d, o qual segundo os mesmos autores está associado à Argissolos Vermelhos da região de Tietê, SP. Segundo Stoner e Baumgardner (1981), as curvas aqui discutidas são do tipo 4 (horizontes A e E) e 3 (Bt).

3.3.3.4 Perfil 4

O comportamento espectral do perfil em questão (Figura 3d), apresenta grande diferença em relação aos outros solos, sendo importante ressaltar que o mesmo foi classificado como Cambissolo textura média arenosa.

Tal solo demonstra intensidade de reflectância em torno de 0,6, sendo este o maior valor entre os perfis aqui estudados. Apesar disso, a curva espectral da camada superficial possui menor albedo e feições menos expressivas, sendo este fato observado nos outros perfis e relacionado ao maior teor de M.O. (Tabela 2) (BAUMGARDNER, 1972; STONER; BAUMGARDNER, 1981; AL-ABBAS; SWAIN; DEMATTÊ; EPIPHANIO; FORMAGGIO, 2003; DALMOLIN et al., 2005). Segundo Demattê; Epiphanio e Formaggio (2003), a variação drástica nos valores de reflectância entre camadas superficiais e sub-superficiais é característico de solos com baixo grau de desenvolvimento pedogenético, indicando assim concordância entre a classe de solo determinada e o comportamento espectral obtidos neste estudo.

As curvas apresentaram padrão de inclinação ascendente até o comprimento de onda de 2200 nm, a partir do qual tornam-se descendente. Avaliando a região entre 350 e 600 nm, notam-se feições pouco pronunciadas ou ausentes, indicando assim reduzido teor de ferro e conseqüentemente de óxidos (MATHEWS et al., 1973; VITORELLO; GALVÃO, 1996; DEMATTÊ; GARCIA, 1999). O abaulamento na região de 900 nm, está relacionado tanto a hematita quanto goethita e mostrou-se presente nos horizontes mais profundos. Sendo assim, pode-se concluir que há um acréscimo no teor óxidos de ferro conforme o aumento da profundidade.

A maior absorção da energia eletromagnética nos comprimentos de onda de 1400 e 1900 nm é um forte indicativo de mineralogia 2:1 (LINDBERG; SNYDER, 1972). Tendo em vista que o Cambissolo detém baixo grau de intemperismo, a existência destes minerais mostra-se coerente. A presença de tais minerais acaba refletindo na CTC e no Ki do solo, sendo estes os maiores entre os perfis aqui discutidos (Tabela 2). Outro mineral constituinte deste solo é a caulinita, sendo esta afirmação comprovada pela feição em 2200 nm (MATHEWS et al., 1973; VITORELLO; GALVÃO, 1996; DEMATTÊ; GARCIA, 1999).

Com relação ao tipo, a curva da camada superficial foi classificada, de acordo com Stoner e Baumgardner (1981) e Formaggio; Epiphanio e Valeriano (1996), como tipo 4 e

tipo b (arenosas afetadas pela matéria orgânica), já as outras curvas corresponderam ao tipo 2 e d. O tipo 2 remete solos minimamente alterados com baixo teor de ferro e M.O., fato este em concordância com a classificação deste perfil como Cambissolo.

3.3.3.5 Perfil 5

Os espectros do perfil 5 são observados na figura 4a, já seus atributos químicos e granulométricos encontram-se na tabela 2. A classificação deste solo conforme EMBRAPA (2006) identificou o mesmo como um Argissolo Vermelho textura média.

Neste caso, a intensidade de reflectância média encontra-se em torno de 0,35, enquanto os valores máximos são de aproximadamente 0,45, sendo este último observado no horizonte superficial. Ao contrário dos outros solos, o PV apresenta intensidade de reflectância igual ou maior para a camada superficial, sendo este fato provavelmente relacionado ao menor teor de argila (120 g.kg^{-1}) (BOWERS; HANKS, 1965; STONER, 1979; DEMATTÊ et al., 2004), o qual inclusive caracteriza tal solo como abrupto. Resultados semelhantes foram encontrados por Bellinaso (2009), este indicou como comportamento espectral típico de Argissolos maiores intensidades de reflectância da camada superficial, principalmente entre 1800 e 2500 nm. White et al. (1997), reforçando tal afirmação, indicaram que altos teores de quartzo provocam aumento do albedo, principalmente após 1800 nm. Faz-se necessário ressaltar que apesar do horizonte superficial deter maiores teores de M.O. (Tabela 2), tal atributo não foi capaz de atenuar o fator de reflectância deste horizonte.

Todas as curvas espectrais apresentaram aspecto ascendente até o comprimento de onda de 1800 nm, sendo que os horizontes sub-superficiais assumiram comportamento descendente na porção final do espectro. Todas as curvas deste solo apresentaram conformação convexa, característica esta diferente da encontrada no perfil 1, onde minerais opacos e maiores teores de argila caracterizam seus espectros como plano.

A faixa espectral de 350 a 600 nm apresenta concavidade acentuada e forte, com largura pouco menor que aquelas apresentadas pelo NV. Se comparado aos perfis 2 a 4 nota-se que o mesmo detém maior teor de ferro, e que conseqüentemente este atributo afeta o comportamento espectral na região do visível (HUNT; SALISBURY, 1970; BAUMGARDNER et al., 1985; SHERMAN; WAITE, 1985; IRONS; WEISMILLER; PETERSEN, 1989; MADEIRA NETTO et al., 1995).

A feição em 2200 nm apresenta um “degrau” característico localizado à esquerda, o qual é indicativo de solos caulíníficos. Madeira Netto e Baptista (2000) reforçam tal aspecto, afirmando que ambas as regiões podem ser afetadas pela presença de caulinita. Por fim, uma feição muito tênue foi encontrada próximo a 1900 nm, a qual está relacionada a mineralogia 2:1 (LINDBERG; SNYDER, 1972).

O padrão espectral das curvas pertencentes aos horizontes A e Bt corresponde, respectivamente, ao tipo c e d (FORMAGGIO; EPIPHANIO; VALERIANO, 1996) e 4 e 3 (STONER; BAUMGARDNER, 1981). É importante ressaltar que tal padrão foi encontrado neste estudo para outros Argissolos.

3.3.3.6 Perfil 6

O perfil P6, correspondente a um Latossolo Vermelho Eutroférico textura argilosa, detém intensidade de reflectância média de aproximadamente 0,15 (Figura 4b). O baixo albedo deste solo está relacionado principalmente aos altos teores de ferro e argila, fato este que concorda com Stoner e Baumgardner (1981). Como já era esperado, as curvas espectrais apresentam-se muito semelhantes, fato este relacionado a presença de minerais opacos como a magnetita e ilmenita (FORMAGGIO; EPIPHANIO; VALERIANO, 1996), estes capazes de atenuar feições e reduzir a reflectância a valores mínimos. Tal constituição mineralógica acarreta também o padrão de inclinação plano aqui observado. Este resultado é muito semelhante ao encontrado por Demattê et al. (2000), o qual avaliando Latossolos Vermelho férrico, presentes em topossequência da região de Piracicaba, encontrou curvas espectrais com intensidade em torno de 0,15 e feições pouco acentuadas após 1000 nm, além de concavidades características de influência de óxidos de ferro.

As porções mais pronunciadas do espectro encontram-se nas faixas entre 350 - 500 nm, 800 - 900 nm e 2100 - 2250 nm. A primeira e a segunda, respectivamente, estão relacionadas a óxidos de ferro (MATHEWS et al. 1973; VITORELLO; GALVÃO, 1996; DEMATTÊ; GARCIA, 1999), sendo que segundo Leone e Sommer (2000), feições centralizadas em torno de 880 nm detêm relação com a hematita e aquelas localizadas em 940 nm indicam presença de goethita.

A terceira região da curva espectral apresenta conformação típica da caulinita, sendo esta um “degrau” pronunciado em seu lado esquerdo (MATHEWS et al., 1973; HAUFF; KAUSE; THIRY, 1990; GROVE; HOOK; TAYLOR, 1992; FONTES;

CARVALHO JUNIOR 2005; CURTISS; SHILEY, 2009). Hunt; Salisbury e Lenhoff (1971) afirmam que a intensidade de tal feição está associada às duas camadas dioctaédricas da estrutura do mineral. Sendo assim, pode-se afirmar que tal solo possui mineralogia 1:1 e óxidos de ferro e alumínio.

Todos os horizontes apresentam comportamento espectral tipo a (FORMAGGIO; EPIPHANIO; VALERIANO, 1996), correspondendo geralmente a Latossolos Vermelho férrico. Já a classificação desenvolvida por Stoner e Baumgardner (1986) caracteriza tais curvas como do tipo 5, as quais segundo os autores detêm elevado teor de óxidos de ferro e textura fina.

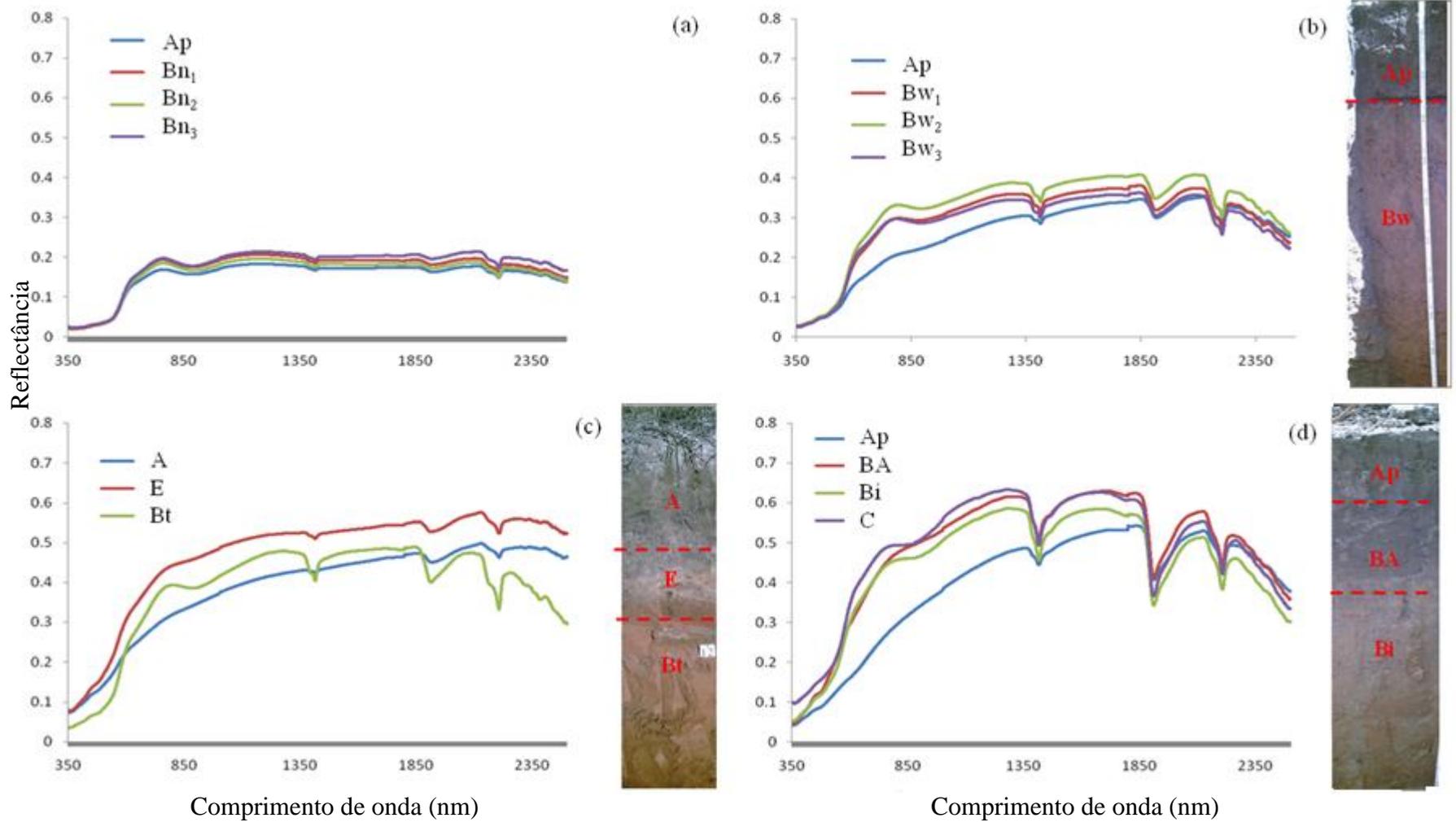


Figura 3 - Comportamento espectral dos horizontes constituintes dos perfis representativos e suas respectivas fotografias, sendo (a) perfil 1, (b) perfil 2, (c) perfil 3, (d) perfil 4

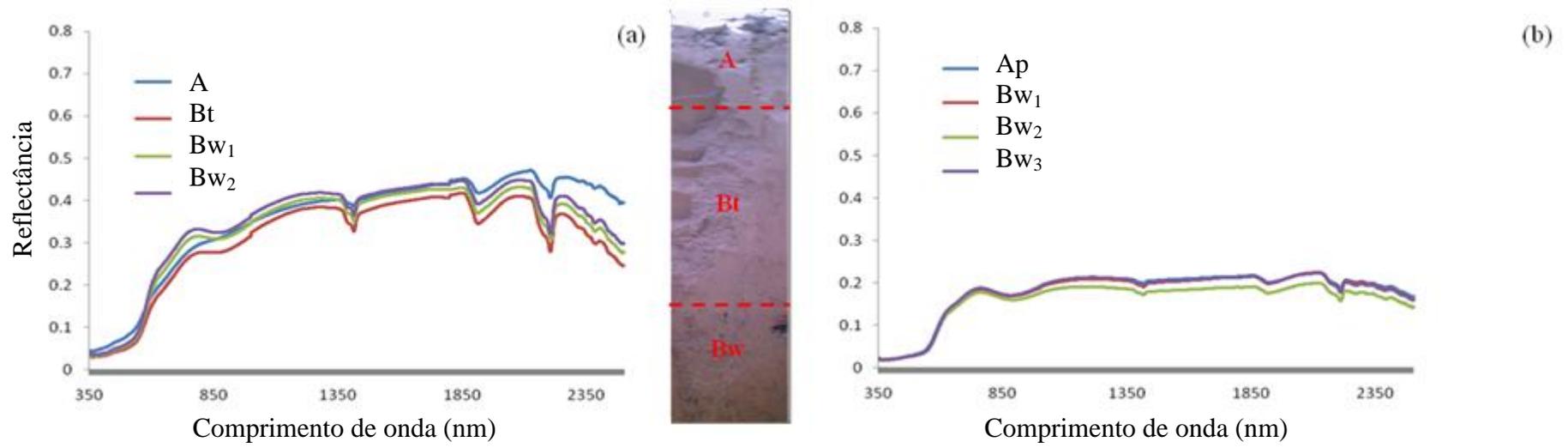


Figura 4 - Comportamento espectral dos horizontes constituintes dos perfis representativos e suas respectivas fotografias, sendo (a) perfil 5 e (b) perfil 6.

3.3.3.7 Considerações gerais sobre o comportamento espectral das classes de solo

Para uma melhor compreensão de como o comportamento espectral é capaz de distinguir solos com diferentes condições, foi aplicada uma análise de componentes principais e os autovalores obtidos foram representados na forma gráfica (Figura 5). A melhor distinção visual entre as classes de solo foi obtida através da representação gráfica dos componentes principais 2 e 3, os quais representam, respectivamente 3% e 1,6% da variabilidade espectral.

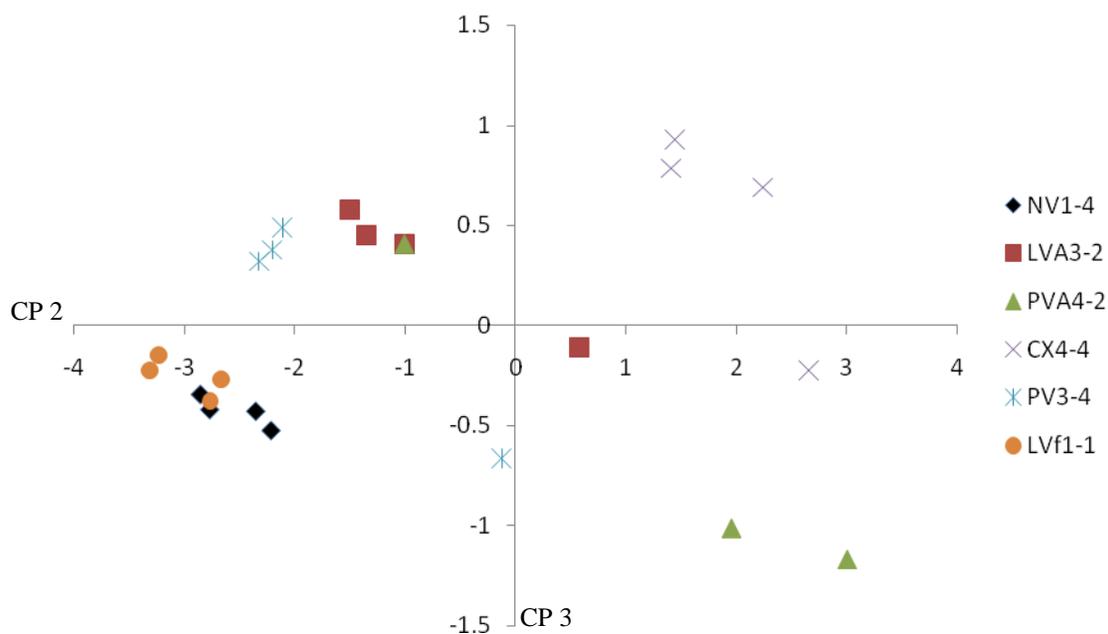


Figura 5 - Gráfico representando as componentes principais 2 e 3 do espectro eletromagnético, referente as amostras de solo dos perfis representativos. Cada ponto representa uma amostra, sendo que os pontos com a mesma cor representam um perfil de solo

Conforme discutido anteriormente, a variabilidade do CP2 é afetada principalmente pelos comprimentos de onda de 350 a 600 nm, sendo estes relacionados ao teor de óxido de ferro presentes nas amostras (MATHEWS et al. 1973; VITORELLO; GALVÃO, 1996; DEMATTÊ; GARCIA, 1999). Neste caso, quanto maior seu valor mais amarelada será a amostra e consequentemente haverá predomínio de goethita nas mesmas. Por outro lado, quanto mais baixo os valores, maior o predomínio da hematita e o solo será mais avermelhado. Isso é observado pela distribuição de solos mais vermelhos à esquerda do gráfico, enquanto solos mais amarelados apresentam-se mais a direita.

Já o CP3 é influenciado principalmente pelas feições espectrais centralizadas em 1400, 1900 e 2200 nm, as quais estão relacionadas à vibração molecular dos grupos OH da água, esta

adsorvida principalmente a argilominerais 2:1 e 1:1 (LINDBERG; SNYDER, 1972). Neste caso, valores maiores deste componente indicam solos com predomínio de minerais 1:1 e 2:1.

Avaliando a posição de cada solo no gráfico, nota-se o Cambissolo situado no canto superior direito (maior quantidade de minerais silicatados e baixo teor de hematita) enquanto no canto inferior esquerdo são encontrados Latossolos e Nitossolos. Entre estas classes encontram-se os Argissolos Vermelho e Vermelho Amarelo, além do Latossolo Vermelho Amarelo. Sendo assim, através da análise gráfica dos componentes principais foi possível distinguir diferentes padrões de solos.

3.3.4 Classificação numérica dos perfis através de atributos do solo

Além da distinção qualitativa dos solos através do espectro eletromagnético, o estudo em questão buscou uma técnica automatizada, a qual fosse capaz de agrupar perfis semelhantes. Neste enfoque, utilizou-se o programa OSACA (CARRÉ; JACOBSON, 2009) o qual subdividiu os perfis de acordo com o espectro. Visando estabelecer um parâmetro comparativo, utilizaram-se também atributos químicos e físicos dos solos, os quais se mostravam correlacionados ao espectro e que são usualmente utilizados no processo de classificação numérica de perfis. A partir disto é possível indicar, até que ponto, confusões na classificação numérica foram causadas por limitações nos dados espectrais ou na incapacidade do algoritmo de classificação numérica.

3.3.4.1 Classificação numérica baseada no comportamento espectral dos solos

O potencial da curva espectral em distinguir solos diferentes foi avaliado neste estudo, sendo os resultados obtidos identificados na tabela 4, onde os perfis foram classificados em 7 grupos. Dentre os aspectos marcantes da técnica aqui discutida, nota-se a tendência de se agrupar perfis de solo com mesmo teor de argila. Tendo em vista que, os parâmetros da curva espectral utilizados pelo OSACA são os componentes principais, sendo que dentre eles o CP1 mostra-se correlacionado com a argila, é compreensível solos de mesma textura serem agrupados.

Os perfis classificados como 1 pelo OSACA correspondiam a Latossolos e Nitossolos de textura argilosa ou muito argilosa, sendo em alguns casos classificados como férrico. Segundo Cooper e Vidal Torrado (2005) a discriminação destes solos só é possível em campo, uma vez que o fator determinante corresponde à morfologia dos mesmos. Um aspecto interessante é o fato de todas estas curvas serem classificadas como tipo a, e concordando com Formaggio; Epiphanyo e Valeriano (1996), tal grupo de espectros relacionam-se, entre outros a Latossolos e Nitossolos, detendo altos teores de ferro, argila, além de ilmenita e magnetita.

Tabela 4 - Comparação entre as classificações convencional e numérica, realizada a partir de dados espectrais, para os 22 perfis estudados

Classificação Convencional ⁽¹⁾	Classificação OSACA							TOTAL
	1	2	3	4	5	6	7	
CX4-5	0	0	0	0	0	0	2	2
LV2-1	1	0	0	0	0	0	0	1
LV2-2	1	0	0	0	0	0	0	1
LV4-3	0	0	0	0	0	1	0	1
LVA3-2	0	0	0	0	0	1	0	1
LVf1-1	1	0	0	0	0	0	0	1
NVf1-1	1	0	0	0	0	0	0	1
NV1-3	1	0	0	0	0	0	0	1
PA1-1	0	0	0	0	0	1	0	1
PA1-6	0	0	0	0	1	0	0	1
PA4-3	0	0	0	0	0	0	1	1
PV3-2	0	0	1	0	0	0	0	1
PV3-3	0	0	0	0	0	1	0	1
PVA1-1	1	0	0	0	0	0	0	1
PVA2-1	0	1	1	0	0	0	0	2
PVA2-3	0	1	0	0	0	0	0	1
PVA4-2	0	1	0	0	0	0	0	1
PVAL3-3	0	0	0	0	0	1	0	1
PVL4-1	0	0	0	1	0	0	0	1
RL2-5	0	1	0	0	0	0	0	1
TOTAL	6	3	2	1	1	5	3	22

(1) Nomenclatura de acordo com EMBRAPA (2006). O primeiro número que acompanha a classe de solo representa as classes granulométricas: (1) muito-argilosa: > 600; (2) argilosa: > 350 e ≤ 600; (3) média-argilosa: > 250 e ≤ 350; (4) média-arenosa: >150 e ≤ 250; (5) arenosa: ≤ 150 g.kg⁻¹. O segundo número que acompanha a nomenclatura representa atributos de diagnósticos químicos: (1) caráter eutrófico; (2) caráter distrófico; (3) caráter álico; (4) caráter ácrico; (5) caráter alumínico; (6) caráter alítico

O Neossolo Litólico, classificado como 2, encontra-se no mesmo grupo que os outros dois perfis referentes a Argissolos Vermelho Amarelo com textura média. A confusão entre tais classes é marcante, porém pode ser justificada pela forma como o algoritmo de agrupamento funciona. Neste caso, foi fornecido ao programa somente a curva da camada superficial do RL, único dado espectral disponível deste perfil, e conseqüentemente ao comparar os solos o algoritmo agrupou o RL ao solo com comportamento espectral mais semelhante a sua camada superficial, neste caso os PVA's.

Já os grupos denominados de 3, 4 e 5 são constituídos basicamente por Argissolos, sendo o primeiro respectivamente detentor de dois perfis, enquanto os outros possuem um perfil cada. As classes de solos existentes no grupo 3, correspondem ao PV3-3 (Figura 4a) e o PVA2-1 (ANEXO B1). O comportamento espectral destes três solos é muito parecido, com intensidade de reflectância em torno de 0,3, conciliado ao menor albedo da camada A e curvas muito semelhantes em profundidade.

Ao avaliar o comportamento espectral do perfil classificado como 4, correspondente ao PVAL4-1, nota-se que ele detêm maior reflectância e ao contrário dos outros solos de alto albedo, suas curvas espectrais variam muito pouco em profundidade, apresentando feição distinta somente em 2200 nm, relativas a caulinita (ANEXO B2). Já o comportamento espectral do perfil referente à classe 5, correspondente ao PA1-6, é extremamente diferente dos demais. Consultando a descrição morfológica deste solo foi observado que o mesmo apresentava indícios de hidromorfismo após a profundidade de 1 metro. Tal aspecto promoveu convexidade na região entre 350 a 450 nm e ausência de feições dos óxidos em 850 a 900 nm, além de aspecto convexo entre 850 e 1350nm (ANEXO B3), sendo estes resultados semelhantes aos descritos por Bellinaso (2009) ao avaliar solos hidromórficos da região de Andradina, São Paulo.

O grupo 6 é constituído basicamente por Latossolos e Argissolos, estes detinham textura média, com exceção do perfil corresponde ao Argissolo Amarelo com textura muito argilosa. A intensidade de reflectância média variou pouco entre os perfis, mantendo-se entre 0,3 e 0,5. Além disso, em todos os casos predominava a feição relacionada à caulinita (2200 nm), e feições relacionadas aos óxidos de ferro, sendo esta última mais acentuada nos solos vermelhos. Em todos os perfis, havia predomínio das curvas do tipo c. Portanto, o comportamento espectral semelhante entre Latossolos e Argissolos de textura média impossibilitou a diferenciação dos mesmos.

Os dois Cambissolos existentes foram classificados como pertencentes ao grupo 7, além deles encontra-se também um Argissolo Amarelo textura média-arenosa. Estes três perfis são muito semelhantes quanto ao comportamento espectral, sendo a intensidade de reflectância média de aproximadamente 0,6, além de feições pronunciadas nos comprimentos de onda de 1400 nm, 1900 nm e 2200 nm (ANEXO B4) (FORMAGGIO; EPIPHANIO; VALERIANO, 1996). Avaliando a análise granulométrica dos CX, nota-se teores de argila próximos a 200 g.kg^{-1} em subsuperfície e 140 g.kg^{-1} em superfície (ANEXO A). Já os Argissolos diferem somente pela menor quantidade de argila em superfície, 100 g.kg^{-1} . Apesar destes valores não caracterizarem gradiente textural nos perfis de Cambissolo, os mesmos possuem uma relação em torno de 1,4, valor este relativamente alto. A confusão entre estas classes é comum ao avaliar o espectro, sendo esta afirmação apontada por Bellinaso; Demattê e Araújo (2010).

3.3.4.2. Classificação numérica baseada em atributos físico-químicos dos solos

A classificação numérica de perfis utilizando dados de análise química, granulométrica e cor do solo é uma atividade a muito realizada, sendo que diversos artigos comprovam sua eficácia em agrupar solos de maneira semelhante a sistemas de classificação (CARRÉ; JACOBSON, 2009).

A classificação numérica foi capaz de discriminar 4 grupos, sendo os mesmos identificados como A, B, C e D (Tabela 5). O primeiro deles, respectivamente, corresponde a perfis das classes dos Latossolos e Nitossolos, os quais em alguns casos são considerados férricos. Todos possuíam coloração com matiz entre 1,2YR e 3,2YR, valores considerados vermelho, além de textura argilosa ou muito argilosa, com amostras variando entre 450 e 800 g.kg^{-1} (Tabela 5). A distinção entre Latossolos e Nitossolos não foi possível, porém Cooper e Vidal Torrado (2005), indicam a existência de casos, nos quais o pedólogo pode encontrar dificuldades em determinar a classe correta, mesmo possuindo as descrições de campo e as análises químicas. Estes autores afirmam ainda que para a distinção entre os mesmos é essencial conhecer o grau de desenvolvimento da estrutura, a abundância e desenvolvimento da cerosidade.

O grupo denominado B é constituído por 9 perfis, dos quais 7 pertencem a classe dos Argissolos e dois aos Latossolo. A textura destes solos é variável, sendo que seus horizontes diagnósticos apresentaram teores de argila desde 200 até 510 g.kg^{-1} . Foram determinadas tanto cores vermelhas quanto vermelho-amarelas, com faixa de variação entre 2,5 YR - 7,5 YR. Este

grupo mostra-se o mais variável quanto aos atributos, mesmo assim observa-se coerência no agrupamento dos indivíduos.

Tabela 5 - Comparação entre as classificações convencional e numérica, realizada a partir de dados químicos e granulométricos, para os 22 perfis estudados

Classificação Convencional	CLASSIFICAÇÃO OSACA				TOTAL
	A	B	C	D	
CX4-5	0	0	0	2	2
LV2-1	1	0	0	0	1
LV2-2	1	0	0	0	1
LV4-3	0	1	0	0	1
LVA3-2	0	1	0	0	1
LVf1-1	1	0	0	0	1
NVf1-1	1	0	0	0	1
NV1-3	1	0	0	0	1
PA1-1	0	0	1	0	1
PA1-6	0	0	1	0	1
PA4-3	0	0	0	1	1
PV3-2	0	1	0	0	1
PV3-3	0	1	0	0	1
PVA1-1	0	0	1	0	1
PVA2-1	0	2	0	0	2
PVA2-3	0	0	1	0	1
PVA4-2	0	1	0	0	1
PVAL3-3	0	1	0	0	1
PVL4-1	0	1	0	0	1
RL2-5	0	0	1	0	1
TOTAL	5	9	5	3	22

(1) Nomenclatura de acordo com EMBRAPA (2006). O primeiro número que acompanha a classe de solo representa as classes granulométricas: (1) muito-argilosa: > 600 ; (2) argilosa: > 350 e ≤ 600 ; (3) média-argilosa: > 250 e ≤ 350 ; (4) média-arenosa: > 150 e ≤ 250 ; (5) arenosa: ≤ 150 g.kg⁻¹. O segundo número que acompanha a nomenclatura representa atributos diagnósticos químicos: (1) caráter eutrófico; (2) caráter distrófico; (3) caráter álico; (4) caráter álico; (5) caráter alumínico; (6) caráter alítico

Os Argissolos Amarelos e Vermelho Amarelos, com textura argilosa ou muito argilosa, foram considerados pertencentes do grupo C. São solos muito parecidos do ponto de vista taxonômico, indicando assim o potencial da técnica em separá-los de outras ordens. A variação no teor de argila dos horizontes diagnósticos mostra-se de 380 a 720 g.kg⁻¹, e a coloração com matiz entre 5,5YR a 8,7YR. Juntamente com os PVA e PA, foi inserido ao grupo o RL. Conforme citado anteriormente, tal fato pode ser justificado pela escassez de informação sobre o

Neossolo, sendo neste caso referente somente ao horizonte superficial e desta forma restringindo a capacidade do algoritmo em compará-lo com outras classes.

O grupo D correspondeu a dois Cambissolos e um Argissolo, todos com textura média e características químicas muito semelhantes, indicando a boa capacidade da técnica em distinguir estas classes de solo.

3.3.4.3. Comparação entre os conjuntos de dados utilizados para classificação numérica dos perfis

Tanto a classificação numérica por curvas espectrais quanto por dados químicos, apresentaram desempenho satisfatório no processo de classificação numérica dos perfis. Contudo, quando utilizando dados espectrais o programa foi capaz de subdividir os perfis em sete grupos (Tabela 4), enquanto os dados obtidos por análises convencionais geraram somente quatro (Tabela 5). As classes 1 e A mostraram-se muito semelhantes agrupando Latossolos e Nitossolos Vermelhos de textura argilosa ou muito argilosa. Semelhanças também foram encontradas nos grupos 7 e D, os quais correspondiam a Cambissolos e um Argissolo Amarelo de textura média. Em ambos os casos, o único Neossolo Litólico existente foi confundido com Argissolos Vermelho Amarelos, indicando assim que a confusão provavelmente é decorrente de semelhanças entre atributos químicos e físicos dos solos ou devido à limitações do algoritmo utilizado.

Por outro lado, o agrupamento baseado em curvas espectrais apresentou dificuldades quanto à distinção dos LVA de textura média e Argissolos de textura e cor variadas. A classificação numérica por dados convencionais apresentou desempenho semelhante, não diferenciando Argissolos Vermelhos e Vermelho Amarelos de textura média e argilosa, do LVA4 e LV3.

3.4 Conclusões

O espectro eletromagnético do solo mostrou-se correlacionado à granulometria, contudo, não foram observadas relações com a matéria orgânica, a qual é geralmente passível de ser avaliada pelo comportamento espectral.

A caracterização qualitativa das curvas espectrais é um método extremamente útil para caracterização de solos. Realizando-se uma comparação entre o comportamento espectral de diversos perfis é possível inferir diferenças quanto à textura, cor, teor de matéria orgânica e constituição mineralógica. Estas relações entre os atributos e o comportamento espectral

permitem distinguir diferentes solos, de uma maneira similar a classificação realizada de acordo com EMBRAPA (2006).

A análise de componentes principais mostrou-se uma ferramenta útil na distinção de solos com diferentes condições mineralógicas, sendo os componentes principais 2 e 3 as melhores variáveis para tal diferenciação.

A classificação numérica de perfis através de dados espectrais mostrou-se eficiente para diferenciar os CX de Latossolos e Nitossolos. No entanto, observaram-se confusões entre LV/LVA e PV/PVA. Este fato também foi observado quando utilizando a análise química e granulométrica, demonstrando assim a necessidade de se fornecer ao algoritmo estatístico, dados que ressaltem a existência, ou não, de gradiente textural nestes perfis.

Referências

- ADAMCHUK, V.I.; LUND, ED.; SETHURAMASAMYRAJA, B.; MORGAN, M.T.; DOBERMANN, A.; MARX, D.B. Direct measurement of soil chemical properties on-the-go using ionselective electrodes. **Computers and Electronics in Agriculture**, Amsterdam, v. 48, p. 272–294, 2005.
- AL-ABBAS, A.H.; SWAIN, P.H.; BAUMGARDNER, M.F. Relating organic matter and clay content to multispectral radiance of soils. **Soil Science**, Baltimore, v. 114, p. 477-485, 1972.
- BAUMGARDNER, M.F.; SILVA, L.F.; BIEHL, L.L.; STONER, R. Reflectance properties of soils. **Advances in Agronomy**, Newark, v.38, p.1–44, 1985.
- BELLINASO H.; DEMATTÊ J.A.M.; ARAÚJO S.R. A. Soil spectral library and its use in soil classification. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 34, p. 861-870, 2010.
- BELLINASO, H. **Biblioteca espectral de solos e sua aplicação na quantificação de atributos e classificação**. 2009. 264 p. Dissertação (Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas) - Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2009.
- BEN-DOR, E.; HELLER, D.; CHUDNOVSKY, A. A novel method of classifying soil profiles in the field using optical means. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 72, p. 1113–1123, 2008.
- BEN-DOR, E.; IRONS, J.R. EPEMA, G.F. Soil Reflectance. In: RENCEZ, A.N. (Ed.). **Remote sensing for the earth science: Manual of remote sensing**. New York: John Wiley, 1999. p. 111–188.
- BHATTI, A.U.; MULLA, D.J.; FRAZIER, B.E. Estimation of soil properties and wheat yields on complex eroded hills using geostatistics and thematic mapper images. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 37, p. 181-191, 1991.

BOWERS, S.A.; HANKS, R.J. Reflection of radiant energy from soils. **Soil Science**, Baltimore, v. 100, p. 130-138, 1965.

BROWN, D.J.; SHEPHERD, K.D.; WALSH, M.G.; DEWANE MAYS, M.; REINSCH, T.G. Global soil characterization with Vis-NIR diffuse reflectance spectroscopy. **Geoderma**, Amsterdam, v. 132, p. 273-290, 2006.

CAMARGO, A.O.; MONIZ, A.C.; JORGE, J.A.; VALADARES, J.M. **Métodos de análise química, mineralógica e física de solos do IAC**. Campinas: Instituto Agrônômico, 1986. 94p. (IAC. Boletim Técnico, 106).

CAMPOS, R.C.; DEMATTÊ, J.A.M.; QUARTAROLI, C.F. Determinação indireta do teor de hematita no solo a partir de dados de colorimetria e radiometria. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 38, p. 521 - 528, 2003.

CARRÉ F.; JACOBSON, V. Numerical classification of soil profile data using distance metrics. **Geoderma**, Amsterdam, v. 148, p. 336–345, 2009.

CHANG, C.W.; LAIRD, D.A.; MAUSBACH, M.J.; HURBURGH, C.R. Near-infrared reflectance spectroscopy-principal components regression analyses of soil properties. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v.65, p. 480–490, 2001.

CLEMENTE, C.A.; DEMATTÊ, J.A.M.; MAFRA, A.L.; BENTIVENHA, S.R.P. Reflectância espectral e mineralogia de materiais formados sobre diabásio. **Scientia Agrícola**, Piracicaba, v. 57, n. 1, p. 159-168, 2000.

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**, Falls Church, v. 53, p. 1659-1663, 1987.

COOPER M.; VIDAL-TORRADO, P. Caracterização morfológica, micromorfológica e físico-hídrica de solos com horizonte B nítico. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 29, p. 581-595, 2005.

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

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

DALMOLIN, R.S.D.; GONÇALVES, C.N.; KLAMT, E.; DICK, D.P. Relação entre os constituintes do solo e seu comportamento espectral. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 35, p. 481-489, 2005.

DEMATTÊ, J.A.M.; EPIPHANIO, J.C.N.; FORMAGGIO, A.R. Influência da matéria orgânica e formas de ferro na reflectância de solos tropicais. **Bragantia**, Campinas, v. 62, p. 451-464, 2003.

- DEMATTE, J.A.M.; CAMPOS, R.C.; ALVES, M.C.; FIORIO, P.R.; NANNI, M.R. Visible-NIR reflectance: a new approach on soil evaluation. **Geoderma**, Amsterdam, v. 121, p. 95–112, 2004.
- DEMATTE, J.A.M.; CAMPOS, R.C.; ALVES, M.C. Avaliação espectral de solos desenvolvidos em uma toposeqüência de diabásio e folhelho da região de Piracicaba, SP. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.35, p.2447-2460, 2000.
- DEMATTE, J.A.M.; GARCIA, G.J. Alteration of soil properties through a weathering sequence as evaluated by spectral reflectance. **Soil Science Society of American Journal**, Madison, v. 63, n. 2, p. 327-342, 1999.
- DIDAY, E. Une nouvelle méthode en classification automatique et reconnaissance des formes: la méthode des nuées dynamiques. **Revue de Statistique Appliquée**, Paris, v.19, p.283–300, 1971.
- EHSANI, M.R.; UPADHYAYA, S. K.; SLAUGHTER, D.; SHAFII, S.; PELLETIER, M. A NIR technique for rapid determination of soil mineral nitrogen. **Precision Agriculture**, New York, v. 1, p.217–234, 1999.
- EPIPHANIO, J.C.N.; FORMAGGIO, A.R.; VALERIANO, M.; OLIVEIRA, J.B. **Comportamento espectral de solos do Estado de São Paulo**. São José dos Campos: INPE, 1992. 131p.
- FIORIO P.R.; DEMATTE, J.A.M.; NANNI, M.R.; FORMAGGIO, A.R. Diferenciação espectral de solos utilizando dados obtidos em laboratório e por sensor orbital. **Bragantia**, Campinas, v.69, p.453-466, 2010
- FONTES, M.P.F.; CARVALHO JUNIOR, I.A. Coour attributes and mineralogy characteristics, evaluated by radiometry, of higly weathered tropical soils. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v.69, p. 1162-1172, 2005.
- FORMAGGIO, A.R.;EPIPHANIO, J.C.N.;VALERIANO, M.M. Comportamento espectral (450–2.450 nm) de solos tropicais de São Paulo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 20, p. 467– 474, 1996.
- GIASSON, E. ; INDA JUNIOR, A.V.; NASCIMENTO, P.C. Estimativa do benefício econômico potencial de dois levantamentos de solos no Estado do Rio Grande do Sul. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 36, p. 478-486, 2006.
- GOETZ, A.F.H.; CURTISS, B.; SHILEY, D.A. Rapid gangue mineral concentration measurement over conveyors by NIR reflectance spectroscopy. **Minerals Engineering**, Oxford, v. 22, p. 490-499, 2009.
- GROENIGEN, J.W.; MUTTERS, C.S.; HORWATH, W.R.; KESSEL, C. NIR and DRIFT-MIR spectrometry of soils for predicting soil and crop parameters in a flooded field. **Plant Soil**, Dordrecht, v. 250, p.155–165, 2003.

GROVE, C.I.; HOOK, S.J.; TAYLOR, E.D. **Laboratory reflectance of 160 minerals, 0.4 to 2.5 micrometers**. Pasadena: National Aeronautics and Space Administration, 1992. 355p.

HAUFF, P.L.; KAUSE, F.A.; THIRY, M. Spectral identification and characterization of kaolinite/ smectite clays in weathering environments, In: AUSTRALIAN REMOTE SENSING CONFERENCE, 5., 1990. Perth. **Proceedings ...** Perth: Environmental Research Institute of Michigan, 1990. p. 898-905.

HUNT, G.R.; SALISBURY, J.W. Visible and infrared spectra of minerals and rocks. **Modern Geology**, Lausanne, v. 2, p. 23-30, 1970.

HUNT, G.R.; SALISBURY, J.W.; LENHOFF, C.J. Visible and near-infrared spectra of minerals and rocks: III Oxides and hydroxides. **Modern Geology**. New York, v. 1, p. 195-205, 1971.

IRONS, J.R.; WEISMILLER, R.A.; PETERSEN, G.W. Soil reflectance. In: ASRAR, G. (Ed.). **Theory and applications of optical remote sensing**. Wiley, 1989. p. 66–106.

KARMANOV, I.I. Genesis and geography of soils: application of spectrophotometric coefficients to the study of soil-forming processes. **Soviet Soil Science**, Washington, v. 2, p. 152-165, 1968.

KRISCHENKO, V.P.; SAMOKHVALOV, S.G.; FOMINA, L.G.; NOVIKOVA, G.A. Use of infrared spectroscopy for the determination of some properties of soil. In: MURRAY, I.; COWE, L.A. (Ed.) **.Making Light Work: Advances in near Infrared Spectroscopy'**. Scotland: Aberdeen, 1992. p. 239–249.

LEONE A.P.; SOMMER S. Multivariate analysis of laboratory spectra for the assessment of soil development and soil degradation in the southern apennines. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 72, p. 346–359, 2000.

LEPSCH, I.F. Influência dos fatores edáficos na produção. In: CASTRO, P.R.C.; FERREIRA, S.O.; YAMADA, T. (Coord.). **Ecofisiologia da produção**. Piracicaba: Associação Brasileira para Pesquisa da Potassa e do Fosfato, 1987. p.83- 98.

LINDBERG, J.D.; SNYDER, D.G. Diffuse reflectance spectra of several clay minerals. **American Mineralogist**, Washington, v. 57, p. 485-493, 1972.

MADARI, B.E.; REEVES, J.B.; MACHADO, P.L.O.; GUIMARAES, C.M.; TORRES, E.; MCCARTY, G.W. Mid- and near-infrared spectroscopic assessment of soil compositional parameters and structural indices in two Ferralsols. **Geoderma**, Amsterdam, v.136, p.245-259. 2006.

MADEIRA NETTO, J. da S.; BAPTISTA, G.M. de M. **Reflectância espectral de solos**. Planaltina: EMBRAPA Cerrados, 2000. 55p.

MADEIRA NETTO, J.S.; BÉDIDI, A.; CERVELLE, B.; FLAY, N. Spectral (MIR) Determination of Kaolinite and Gibbsite Contents in Lateritic Soils. **Comptes Rendus de l'Académie des Science**, Serie Ila, Paris, v. 321, p. 119-128, 1995.

MATHEWS, H.L.; CUNNINGHAM, R.L.; PETERSEN, G.W. Spectral reflectance of selected Pennsylvania soils. **Soil Science Society of American Proceedings**, Madison, v. 37, n. 2, p. 421-424, 1973.

MENDONÇA-SANTOS, M.L.; dos SANTOS, H.G. The state of the art of brazilian soil mapping and prospects for digital soil mapping. In: LAGACHIERE, P. ;McBRATNEY, A.B.; VOLTZ, M. (Ed.). **Developments in soil science**. Amsterdam: Elsevier, 2006. p. 39-54.

MONTGOMERY, O.L. **An investigation of the relationship between spectral reflectance and chemical, physical and generic characteristics of soil**. 1976. 148p. Thesis (PhD in Soil Science) – Purdue University, West Lafayette, 1976.

MORAN, M.S.; IONOUE, Y.; BARNES, E.M. Opportunities and limitation for image-based sensing in the precision crop management. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 61, p. 319–346, 1997.

MORON, A.; COZZOLINO, D. Exploring the use of near infrared reflectance spectroscopy to study physical properties and microelements in soils. **Journal of Near Infrared Spectroscopy**, New York, v. 11, p. 145–154, 2003.

MOUAZEN, A.M. de; BAERDEMAEKER, J. ; RAMON, H. Effect of wavelength range on the measurement accuracy of some selected soil constituents using visible-near infrared spectroscopy. **Journal of Near Infrared Spectroscopy**, New York, v. 14, p. 189–199, 2006.

NANNI, M.R.; DEMATTÊ, J.A.M.; FIORIO, P.R. Análise discriminante dos solos por meio da resposta espectral no nível terrestre. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.39, p.995-1006, 2004.

PALACIOS-ORUETA, A.; USTIN, S. L. Remote sensing of soil properties in the Santa Monica Mountains I. Spectral Analysis. **Remote Sensing of Environment**, New York, v.65, p. 170-183, 1998.

PEREIRA, A.G.; GÓMEZ, A.H.; HE, Y. Near-infrared spectroscopy potential to predict N, P, K and OM content in a loamy mixed soil and its combination with precision farming. In: CIGR INTERNATIONAL CONFERENCE, 2004. Beijing. **Proceedings...**Beijing, China. 2004. p.234-239.

PETTINELLI, D.; VANNARONI, G.; DI PASQUO, B.; MATTEI, E.; DI MATTEO, A.; DE SANTIS, A.; ANNAN, P.A. Correlation between near-surface electromagnetic soil parameters and early-time GPR signals: an experimental study. **Geophysics**, Ulsa, 72, suppl., A25–A28, 2007.

RAIJ, B. van.; ANDRADE, J.C.; CANTARELA, H.; QUAGGIO, J.A. **Análise química para avaliação de solos tropicais**. Campinas: IAC, 2001. 285p.

RAYNER, J.H. Classification of soils by numerical methods. **Journal of Soil Science**, Madison, v. 17, p. 79–92, 1966.

REEVES, J.B., III; MCCARTY, G.W. Quantitative analysis of agricultural soils using near infrared reflectance spectroscopy and fibre-optic probe. **Journal of Near Infrared Spectroscopy**, Nova York, v.9, p. 25–34, 2001.

RIVERO, R.G; GRUNWALD, S; BRULAND, G.L. Incorporation of spectral data into multivariate geostatistical models to map soil phosphorus variability in a Florida wetland. **Geoderma**, Amsterdam, v.140, p.428–443, 2007.

SANTOS,R.D.;LEMONS, R.C.; SANTOS;H.G.; KER, J.C.; ANJOS, L.H.C. **Manual de descrição e coleta de solo no campo**. 5.ed. Viçosa: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 2005. 100p.

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)**. 1998. 81p. Dissertação (Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas) - Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 1998.

SETHURAMASAMYRAJA, B.; ADAMCHUK, V.I.; DOBERMANN, A.; MARX, D.B.; JONES, D.D.; MEYER, G.E. Agitated soil measurement method for integrated on-the-go mapping of soil pH, potassium and nitrate contents. **Computers and Electronics in Agriculture**, Amsterdam, v. 60, p. 212–225, 2008.

SHEPHERD, K.D.;WALSH, M.G. Development of reflectance spectral libraries for characterization of soil properties. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 66, p. 988–998, 2002.

SHERMAN, D. M.; WAITE, T. D. Electronic spectra of Fe⁺³ oxides and oxide hydroxides in the near IR to near UV. **American Mineralogist**, Washington, v. 70, p. 1262–1269, 1985.

SHIBUSAWA, S.; SATO, H.P.; HIRAKO, S.; OTOMO, A.; SASAO, A. A revised soil spectrophotometer. In: IFAC BIO-ROBOTICS, INFORMATION TECHNOLOGY AND INTELLIGENT CONTROL FOR BIO PRODUCTION SYSTEMS. 2000. Sakai, Osaka, Japan **Proceedings...** Sakai, Osaka, Japan, 2000. p. 231–236.

STENBERG B.; VISCARRA ROSSEL R.A.; MOUAZEN A.M.; WETTERLIND J. Visible and Near Infrared Spectroscopy in Soil Science. In SPARKS, D.L. (Ed.). **Advances in Agronomy**, Burlington: Academic Press, 2010. p. 163-215. Disponível em: [http://dx.doi.org/10.1016/S0065-2113\(10\)07005-7](http://dx.doi.org/10.1016/S0065-2113(10)07005-7). Acesso em: 10 nov. 2010.

STONER, E.R. **Physicochemical, site and bi-directional reflectance factor characteristics of uniformly moist soils**. 1979. 132p. Thesis (PhD in Soil Science) - Purdue University, Purdue, 1979.

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.

STONER, E.R.; BAUMGARDNER, M.F. Data acquisition through remote sensing. In: BEATTY, M.T. (Ed.). **Planning the uses and management of land**. Madison: American Society of Agronomy, 1986. p. 159-185.

SUDDUTH, K.A.; HUMMEL, J.W. Optimal signal processing for soil organic matter determination. **ASAE Paper**, St Joseph, p. 88–7004, 1988.

SUDDUTH, K.A.; DRUMMOND, S.T.; KITCHEN, N.R. Accuracy issues in electromagnetic induction sensing of soil electrical conductivity for precision agriculture. **Computers and Electronics in Agriculture**, Amsterdam, v. 31, p. 239–264, 2001.

UDELHOVEN, T.; EMMERLING, C.; JARMER, T. Quantitative analysis of soil chemical properties with diffuse reflectance spectrometry and partial least-square regression: A feasibility study. **Plant Soil**, Dordrecht, v. 251, 319–329, 2003.

VAGEN, T.G.; SHEPHERD, K.D.; WALSH, M.G. Sensing landscape level change in soil fertility following deforestation and conservation I the highlands of Madagascar using VIS-NIR spectroscopy. **Geoderma**, Amsterdam, v. 133, p. 281-294. 2006.

VISCARRA ROSSEL, R.A., CATTLE, S.R.; ORTEGA, A.;FOUAD, Y. In situ measurements of soil colour, mineral composition and clay content by vis-NIR spectroscopy. **Geoderma**, Amsterdam, v. 150, p. 253–266, 2009.

VISCARRA ROSSEL, R.A.; MINASNY, B.; ROUDIER, P.; MCBRATNEY, A.B. Colour space models for soil science. **Geoderma**, Amsterdam, v. 133, p. 320–337. 2006b.

VISCARRA ROSSEL, R.A.; RIZZO, R.; DEMATTÊ, J.A.M.;BEHRENS, T. Spatial modelling of a soil fertility index using vis–NIR spectra and terrain attributes. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v.74, p. 1293-1300, 2010.

VISCARRA ROSSEL, R.A.; WALVOORT, D.J.J.; MCBRATNEY, A.B.; JANIK, L.J.; SKJEMSTAD, J.O. Visible, near-infrared, mid-infrared or combined diffuse reflectance spectroscopy for simultaneous assessment of various soil properties. **Geoderma**, Amsterdam, v.131, p. 59–75, 2006a.

VISCARRA ROSSEL, R.A.; FOUAD, Y.; WALTER, C. Using a digital camera to measure soil organic carbon and iron contents. **Biosystems Engineering**, Heidelberg, v. 100, 149–159, 2008.

VISCARRA ROSSEL, R.A.; GILBERTSSON, M.; THYLÉN, L.; HANSEN, O.; MCVEY, S.; MCBRATNEY, A.B. Field measurements of soil pH and lime requirement using an on-the-go soil pH and lime requirement measurement system. In: STAFFORD, J.V. (Ed.), Precision Agriculture '05. In:EUROPEAN CONFERENCE ON PRECISION AGRICULTURE,5., 2005. **Proceedings...**Uppsala, Sweden, 9–12 June 2005.Wageninen: Academic Publishers. 1 CD-ROM.

VISCARRA ROSSEL, R.A.; TAYLOR, H.J.; MCBRATNEY, A.B. Multivariate calibration of hyperspectral γ -ray energy spectra for proximal soil sensing. **European Journal of Soil Science**, Oxford, p. 58, v.343–353, 2007.

VITORELLO, I.; GALVÃO, L.S. spectral properties og geologicmaterials in the 400 to 2500 nm range: Review for applications to mineral exploration and lithologic mapping. **Photo Interpretation**. Paris, v. 34, p. 77-96, 1996.

WHITE, K.; WALDEN, J.; DRAKE, N.; ECKARDT, F.; SETTLE, J. Mapping the iron oxide content of dune sands, Namib Sand Sea, Namibia, using Landsat Themathic Mapper Data. **Remote Sensing Enviroment**, New York, v. 62, p.30-39, 1997.

WOLD, H. **Systems under indirect observation**. Amsterdam: Elsevier, 1982. 1v.

4 AVALIAÇÃO DO COMPORTAMENTO ESPECTRAL DE SOLOS POR TÉCNICAS QUANTITATIVAS PARA DETERMINAÇÃO DE LIMITES DE UNIDADES DE MAPEAMENTO E SELEÇÃO DE AMOSTRAS REPRESENTATIVAS

Resumo

A reduzida quantidade de levantamentos e mapeamentos cobrindo o território nacional, assim como a carência por profissionais qualificados para gerar tais informações exigem o desenvolvimento de ferramentas que amenizem tal problemática. O objetivo deste trabalho é avaliar o potencial do espectro eletromagnético do solo para estabelecer limites de solos em topossequências e caracterizar amostras representativas de cada classe estabelecida quanto ao teor de argila, ferro e mineralogia. Em uma área de 300 ha foram estabelecidas cinco topossequências e amostras foram coletadas distantes 30 metros entre si, nas profundidades de 0-20 cm e 80-100 cm. Análises química e granulométrica foram realizadas. Estas, somadas a observações de campo, permitiram estabelecer os limites do solo de acordo com metodologia convencional. Em seguida as curvas espectrais das amostras foram obtidas. Os dados espectrais serviram de subsídio para a realização de uma análise de agrupamento pelo método Fuzzy k-médias. Este algoritmo não só classificou as amostras de acordo com seu comportamento espectral, como também permitiu selecionar quais as amostras de cada grupo são as mais representativas. Tal seleção tomou como critério os pontos amostrais com maior grau de pertinência. Posteriormente, utilizando-se uma biblioteca espectral previamente desenvolvida, foram calibrados modelos através da regressão por mínimos quadrados parciais, para determinação dos teores de argila e ferro total. Além disso, utilizando-se a ferramenta *Spectral Analyst* e a biblioteca espectral de minerais desenvolvida pelo USGS, foi possível determinar os argilominerais existentes nos solos em questão. Os limites delineados pelo Fuzzy apresentaram grande semelhança com aqueles obtidos por método convencional. Em alguns casos a classe obtida por espectros correspondeu exatamente a uma classe convencional. No entanto, houve confusões, indicando a dificuldade em distinguir Latossolos Vermelho férricos e Nitossolos Vermelho férricos. No entanto, em todos os casos, solos pouco desenvolvidos como o Cambissolo, foram discriminados de solos desenvolvidos como o Latossolo. Os modelos de predição de argila e ferro apresentaram, respectivamente, r^2 de 0,93 e 0,67 e RMSE de 59,6 g.kg⁻¹ e 5,71 g.kg⁻¹. Os comprimentos de onda mais importantes para a determinação da argila foram 516 nm, 880 nm, 995 nm, 1117 nm, 1413 nm, 1874 nm e 2204 nm. Já o ferro foi quantificado a partir, principalmente, da reflectância na região do espectro visível. A técnica *Spectral Analyst* apontou para a predominância óxidos de ferro e maghemita nos Latossolo, não encontrando porém minerais como gibbissita e caulinita, característicos desta classe na região de estudo. Para solos mais rasos como o Cambissolo, indicou a presença tanto de minerais 1:1 quanto 2:1. A metodologia aqui realizada mostrou-se válida, necessitando porém bibliotecas espectrais e softwares mais detalhados.

Palavras-chave: Fuzzy k-médias; Biblioteca espectral; Regressão por mínimos quadrados parciais; Spectral Analyst

EVALUATION OF SOIL SPECTRAL BEHAVIOR BY QUANTITATIVE TECHNIQUES FOR DETERMINATION OF MAPPING UNITS BOUNDARIES AND SELECTION OF REPRESENTATIVE SAMPLES

Abstract

The lack of surveys and maps covering the national territory, as well as the small number of qualified professionals to generate such information requires the development of tools to mitigate this problem. The aim of this study is to assess the potential of the soil electromagnetic spectrum to establish soil boundaries on topossequences and to characterize representative samples from each class, according to their clay content, iron and mineralogy. We established five topossequences in an area of 300 ha. The samples were collected every 30 meters, at 0-20 cm and 80-100 cm. The granulometry and soil chemical properties were performed. These laboratory analysis associated with field observations allowed to determine the limits of the soil according to conventional methodology. Then the spectral curves of the samples were obtained. The spectral data were useful for performing a cluster analysis by fuzzy k-means method. This algorithm not only classified the samples according to their spectral behavior, but also allowed to select which samples of each group are the most representative. The criterion to select representative sampling points were the membership function. Later, using a spectral library previously developed, models were calibrated by partial least squares regression for determination of clay content and total iron. Moreover, using the tool Spectral Analyst and spectral library of minerals developed by the USGS, we determined clay minerals present in soil samples. The boundaries delineated by Fuzzy showed great similarity with those obtained by conventional method. In some cases the soil classification obtained by the spectra corresponded exactly to that obtained traditionally. However, there were confusions, indicating the difficulty in distinguishing Latossolos Vermelho férricos and Nitossolos Vermelho férricos. However, in all cases, Cambissolos, were discriminated from Latossolos. The r^2 for prediction models of clay and iron were, respectively, 0.93 and 0.67. In other hand, the clay model RMSE correspond to 59.6 g kg^{-1} and the iron model 5.71 g kg^{-1} . The wavelengths most important for determining the clay was 516 nm, 880 nm, 995 nm, 1117 nm, 1413 nm, 1874 nm and 2204 nm. The iron was quantified mainly from the reflectance in the visible region of the spectra. The technique Spectral Analyst pointed to the prevalence of iron oxides in the Latossolos and maghemite, but not finding minerals such as kaolinite and gibbsite characteristic of this class in the study region. For shallow soils as Cambissolos, indicated the presence of both 1:1 and 2:1 minerals. The methodology proved to be useful, but it is necessary the development of more detailed spectral libraries and softwares.

Keywords: Fuzzy k-means; Spectral library; Partial least square regression; Spectral analyst

4.1 Introdução

O solo é considerado um importante fornecedor de nutrientes e água para a planta, além de ser seu suporte físico. Tendo em vista isto, a edafologia torna-se essencial para estimar o real potencial agrônômico. Bhatti; Mulla e Frazier (1991) enfatizam a necessidade de conhecer a variabilidade dos atributos do solo antes de aplicar qualquer técnica de manejo.

Tal variabilidade pode ser encontrada em qualquer região, sendo que o solo varia não só verticalmente, como também lateralmente (BREGT; BOUMA; JELLINEK, 1987). A primeira variação, é descrita pela distinção de horizontes, enquanto que a segunda é descrita pelo delineamento dos limites entre as unidades de mapeamento do solo. Dentre os profissionais mais qualificados para descrever e mapear tais distinções, estão os pedólogos, os quais detêm um profundo conhecimento da natureza do solo. Em suas incursões ao campo, são realizados perfis, tradagens e interpretações sobre as características da paisagem, mais tarde realiza-se a classificação dos solos de acordo com um sistema específico de classificação (BREGT; BOUMA; JELLINEK, 1987). O processo descrito acima mostra-se essencial considerando que a informação gerada irá implicar não só em um melhor manejo da cultura, mas também na melhor conservação do meio ambiente.

Apesar da atual demanda por pedólogos, existem poucos no Brasil e também em vários outros países (OLIVEIRA, 1999), além de não haver um treinamento em larga escala para promover um aumento destes números. Como consequência para tal negligência há um inadequado progresso no mapeamento dos recursos naturais, tendo em vista as dimensões e o potencial agrícola de diversos países (JACOMINE, 1999). Segundo King (1999), citado por McBratney; Santos; e Minasny, (2003), na França somente 26 % do território detém mapas na escala de 1:500.000 e 13 % a 1:200.000. Países maiores como o Brasil e a Austrália possuem uma carência ainda maior por tais informações. No Brasil os mapeamentos existentes são resultado principalmente do Projeto RADAM/EMBRAPA, na escala de 1:1.000.000 e no Estado de São Paulo referente aos esforços do IAC (Instituto Agrônômico de Campinas), na escala de 1:100.000.

Devido a essa carência surge o mapeamento digital de solos (MDS), o qual durante os últimos 30 anos teve avanços em métodos multivariados de classificação, teoria de regionalização variável e ferramentas computacionais como sistemas de informações geográficas (SIG) (BURROUGH et al., 1997). Logo, através destes métodos o pedólogo tem a possibilidade de melhor compreender e modelar a complexa distribuição do solo no espaço. Dentre as ferramentas

utilizadas no MDS está o sensoriamento remoto (DEMATTE et al., 2004). Este se baseia 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 que, desta forma, é possível diferenciá-los entre si (ANDRONIKOV; DOBROVOLSKIY, 1991). Portanto, constituintes do solo, tais como: matéria orgânica, material de origem, óxidos de ferro, umidade e tamanho de partículas, interferem diretamente na intensidade da reflectância. Segundo Viscarra Rossel et al. (2009), o uso da reflectância espectral como técnica para ter acesso aos atributos do solo tem se tornado proeminente devido a sua velocidade e fácil obtenção.

Existem diversas razões para o interesse em tal técnica, entre elas, destaca-se o fato do preparo da amostra, o qual envolve somente secagem e moagem. Por esse método a análise não é destrutiva, nenhum contaminante é gerado, as medições demandam apenas alguns segundos, através de uma leitura diversos atributos podem ser estimados e tal técnica pode ser utilizada tanto em laboratório quanto no campo (VISCARRA ROSSEL et al., 2006a).

Atualmente há uma grande mobilização da comunidade científica para determinar o potencial e as limitações que esta ferramenta apresenta. Dentre as iniciativas pode-se citar o grupo francês de quimiometria (FERNANDEZ PIERNA; DARDENEE, 2008), que instaurou como um de seus grandes desafios a quantificação de atributos do solo.

Segundo Cohen et al. (2007), existem sólidas evidências de que por meio de processos analíticos da reflectância espectral, podem ser estimados com grande acurácia vários atributos do solo, inclusive atributos que por técnicas convencionais são de difícil determinação. Neste sentido, os resultados de várias pesquisas têm sido satisfatórios e ainda apontam à espectroscopia de reflectância como uma técnica inovadora na análise de solos e com o potencial de substituir as análises convencionais (JANIK; MERRY; SKJEMSTAD, 1998; ISLAM; McBRATNEY; SINGH, 2005; VÅGEN; SHEPHERD; WALSH, 2005; MADARI et al., 2006; DEMATTE et al., 2006; VISCARRA ROSSEL et al., 2006a; COZZOLINO; MORÓN, 2007; RIVERO; GRUNWALD; BRULAND, 2007; BEN-DOR; HELLER; CHUDNOVSKY, 2008).

Dentre os trabalhos desenvolvidos, aqueles que estimam o carbono orgânico são provavelmente os mais frequentes, seguidos pela quantificação de argila (STENBERG et al., 2010). De acordo com Viscarra Rossel et al. (2006a), estes dois juntamente com o nitrogênio, são os que apresentam maior chance de sucesso. Outro aspecto, atualmente muito explorado, é a determinação da composição mineralógica das amostras, como por exemplo, Ben-Dor e Banin

(1990), os quais usaram o infravermelho próximo para estimar CaCO_3 , Fe_2O_3 , Al_2O_3 , SiO_2 e óxidos de ferro. Brown et al. (2006) realizaram predições de caulinita, esmectita e vermiculita em amostras de solos, indicando seus níveis através de escala ordinal. Viscarra Rossel et al. (2006b) calibraram modelos para determinação de componentes referentes à mistura organo-mineral, em função das curvas espectrais na faixa do visível e infravermelho próximo (VIS-NIR). Viscarra Rossel et al. (2009) realizaram medições satisfatórias da composição mineralógica do solo utilizando curvas espectrais coletadas em campo.

A partir da discussão estabelecida acima é possível compreender o panorama atual e que a técnica possui um grande potencial. No entanto, nota-se a deficiência de metodologias que sejam estruturadas de forma a suprir a necessidade de cientistas do solo e mais em específico o pedólogo. Poucos são os trabalhos que detém potencial para serem adaptados a rotina de campo, gerando assim um protocolo de uso da técnica. Como exemplo pode-se citar Ben-Dor; Heller e Chudnovsky (2008), os quais desenvolveram um acessório que acoplado ao espectroradiômetro pode ser inserido em perfurações realizadas com trado, para assim realizar a medição do espectro do solo. O mesmo ainda demonstrou o potencial de se utilizar tal informação para quantificar atributos e realizar classificações do solo baseado somente na curva espectral. Viscarra Rossel et al. (2009), realizaram medições em campo para horizontes de 10 perfis, e em seguida quantificaram atributos químicos, físicos e mineralógicos, caracterizando cada uma das trincheiras. Bellinaso (2009) determinou classes de solo a partir de análises qualitativas e quantitativas dos dados espectrais na faixa do visível e infravermelho. A técnica desenvolvida foi intitulada “Interpretação múltipla de espectros de reflectância” (IMER), esta apresentou resultados satisfatórios, porém indicou a necessidade de mais estudos no tema.

Sendo assim, o atual trabalho tem como principal meta desenvolver uma metodologia, a qual através do comportamento espectral (superficial e subsuperficial) VIS-NIR de solos, possa auxiliar no levantamento de solo, através da delimitação de limites de solos e seleção de amostras representativas. Além disso, busca-se caracterizar as amostras representativas de cada unidade, através de técnicas estatísticas, quanto ao seu teor de argila, ferro e mineralogia. Espera-se que: (a) a técnica seja capaz de distinguir solos pertencentes a diferentes classes, em uma topossequência, além de apresentar concordância com método convencional de classificação de solos; (b) Solos com condições distintas, por exemplo, Latossolos e Cambissolos não sejam

confundidos; (c) O espectro indique maior teor de ferro nos solos caracterizados como férricos; (d) Variações no teor de argila sejam detectadas pela técnica.

4.2 Material e Métodos

A metodologia do trabalho foi constituído por 3 fases, sendo elas: (1) delineamento amostral, (2) estabelecimento dos limites de solo nas topossequências e determinação de amostras representativas, (3) caracterização espectral das amostras representativas (Figura 1).

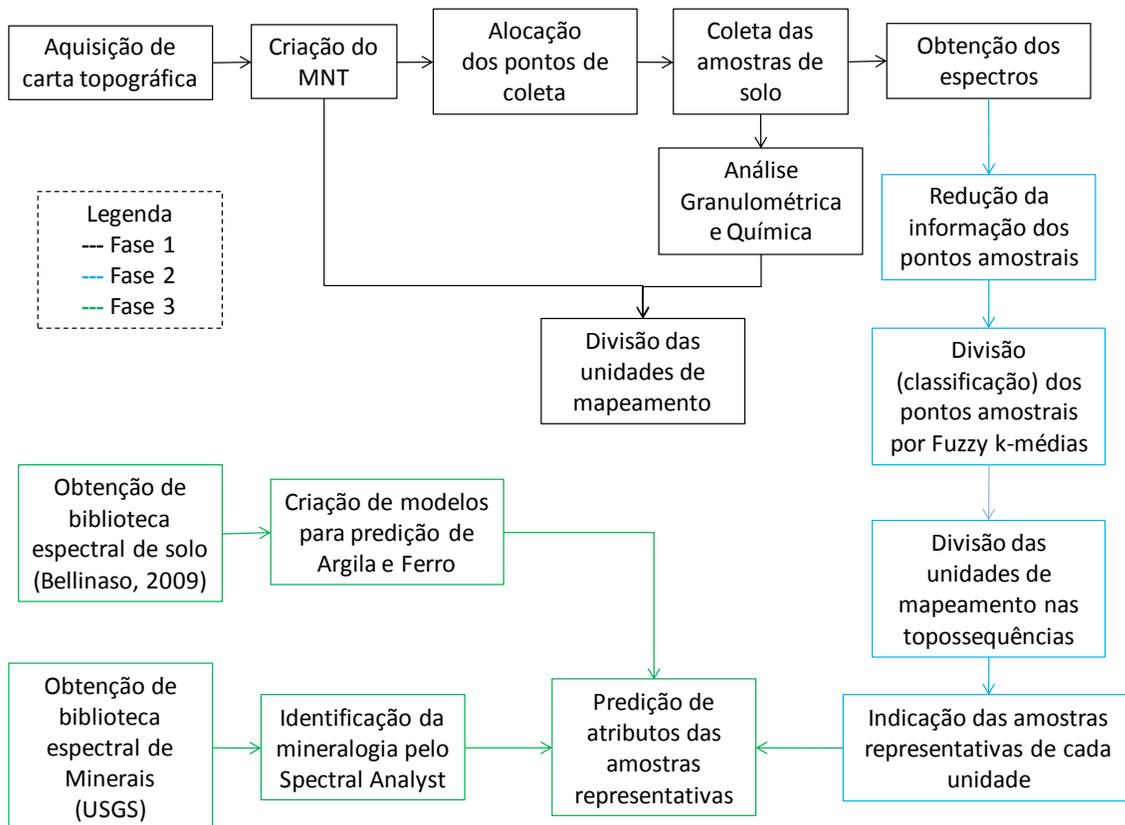


Figura 1 - Fluxograma da metodologia do trabalho e suas respectivas fases de execução

4.2.1 FASE 1 - Delineamento amostral

4.2.1.1 Área de estudo

O estudo foi realizado na região de Piracicaba, Estado de São Paulo. A área localiza-se entre as coordenadas 22°42'30" - 22°43'27" latitude sul e 47°33'32" - 47°34'45" longitude oeste. Possui aproximadamente 270 ha, nos quais predominam Latossolos e Argissolos (OLIVEIRA; PRADO, 1989). A litologia encontrada na região corresponde à diabásios da formação Serra Geral, siltitos argilosos e argilitos da formação Tatuí, e argilitos laminados correspondentes a formação Irati (VIDAL TORRADO, 1994).

O clima caracteriza-se como Cwa subtropical com inverno seco, compreendendo os meses de junho, julho e agosto, e verão chuvoso principalmente novembro, dezembro e janeiro, conforme o sistema Koopen. A distribuição pluvial segue o regime típico das zonas tropicais de baixa altitude, com precipitações em torno de 1250 mm a 1500 mm anuais (BARBIERI; VILA NOVA, 1977).

4.2.1.2 Aquisição de dados topográficos e criação de modelo numérico de terreno (MNT)

Os dados topográficos foram obtidos a partir de curvas de nível com equidistância vertical de 5 metros, hidrografia e pontos cotados contidos nas cartas topográficas do IGC, na escala de 1:10.000, no formato digital, referentes às folhas Piracicaba IV (SF-23-Y-A-IV-2-SE-E) e Vila Tupi (SF-23-Y-A-IV-2-SE-F). Em seguida, as cartas foram inseridas no Sistema de Informações Geográficas, software ArcMap 9.2 (ESRI, 2006), e as curvas de nível, hidrografia e cotas foram convertidas para o formato vetorial. Utilizando a função TOPO to RASTER, os dados descritos acima foram utilizados para criação de um Modelo Numérico de Terreno (MNT). Tal função corresponde a um método de interpolação desenvolvido para criação de MNT, o qual se baseia no programa ANUDEM (HUTCHINSON, 1993).

4.2.1.3 Alocação dos pontos amostrais e coleta

Inicialmente foram selecionadas cinco topossequências representativas da área de estudo, as quais foram definidas baseando-se no MNT, fotografias aéreas na escala 1:35.000 e mapa de solos pré-existente (OLIVEIRA; PRADO, 1989). Estas topossequências foram digitalizadas e georreferenciadas no programa ArcGis 9.2 (ESRI, 2006), em seguida foram marcados pontos amostrais equidistantes de 30 metros ao longo das mesmas (ANEXO C). As coordenadas geográficas destes pontos foram inseridas no sistema GPS (sistema de posicionamento global) (PRO-XR submétrico), e as topossequências percorridas ponto a ponto. Utilizando-se trado holandês, foram coletadas amostras nas profundidades de 0-20 cm (camada A) e 80-100 cm (camada B), perfazendo um total de 162 pontos amostrais.

4.2.1.4 Análises laboratoriais

As amostras foram secas em estufa a 50 °C por 48 horas e peneiradas, sendo as frações menores que 2 mm utilizadas para análises laboratoriais. Os teores de areia, silte e argila foram determinados a partir do método do densímetro (CAMARGO et al., 1986). Para as análises químicas, determinou-se pH em água e KCl, Ca^{2+} , Mg^{2+} , Al^{3+} , H^+ + Al^{3+} e matéria orgânica (MO) de acordo com Raij et al. (2001). Em seguida, com base nos dados acima foram calculados a

soma de bases (SB), capacidade de troca catiônica (CTC), saturação por bases (V%) e saturação por alumínio (m%). A cor das amostras úmidas foi obtida utilizando-se um colorímetro minolta CR - 300, com chip para cor Munsell (CAMPOS; DEMATTÊ; QUARTAROLI, 2003).

4.2.1.5 Obtenção das curvas espectrais

Os dados espectrais dos solos foram obtidos em laboratório com o espectrômetro FieldSpec Pro (Analytical Spectral Devices, Boulder, Colo.). Tal equipamento é constituído por uma fibra ótica, detendo resolução espectral de 1 nm, realizando leituras no intervalo entre 350 nm e 2500 nm. A geometria do sistema foi baseada no posicionamento perpendicular do sensor em relação à amostra, mantendo entre ambos uma distância de 27 cm. A fonte de iluminação foi posicionada a 61 cm da amostra, formando um ângulo de 20° com o zênite. O padrão de referência absoluto foi uma placa de spectralon branca. As amostras foram medidas em triplicatas, promovendo o aumento da superfície do solo escaneada, e em seguida realizou-se a média das três curvas.

4.2.1.6 Obtenção das unidades de mapeamento através de método convencional

Para a caracterização e descrição dos solos nas topossequências, inicialmente foram avaliados barrancos pertencentes a cortes de estrada, localizados próximos a área de estudo. Os mesmos foram descritos de acordo com Santos et al. (2005). Em seguida, utilizando as análises químicas e observações de campo dos pontos amostrais, foram estabelecidas as unidades de mapeamento e suas respectivas classes de solo (EMBRAPA, 2006), em cada topossequência.

4.2.2 FASE 2 - Estabelecimento dos limites de solo na topossequência por método espectral

O método descrito abaixo utiliza uma técnica de classificação não supervisionada para agrupar os pontos amostrais e estabelecer os limites de solo, utilizando somente informações espectrais. Sendo assim, partindo da parte mais alta para a mais baixa da topossequência, a classificação indicada pela técnica foi conferida, sendo que no ponto amostral onde houvesse mudança de um grupo para outro, seria estabelecida o limite de solo.

4.2.2.1 Redução das informações espectrais para os pontos amostrais

Como citado anteriormente, as variáveis utilizadas para classificação das unidades de mapeamento, em cada ponto amostral, foram os comportamentos espectrais superficiais e subsuperficiais. No entanto, os mesmos correspondem a um volume de informação muito grande, uma vez que cada curva detém 2151 bandas, perfazendo um total de 4302 variáveis por ponto de amostragem. Sendo assim, foi necessário transformar os dados de cada ponto em um grupo de

valores independentes, utilizando a Análise por Componentes Principais (ACP) (WOLD, 1982). A compressão de informações para classificação numérica dos pontos amostrais seguiu metodologia de Campbell; Mulcahy e McArthur (1970).

Segundo Crósta (1993), a técnica de ACP tem como princípio determinar a variabilidade dos dados, verificar quais as relações de covariância existem dentro de um conjunto de variáveis originais e reagrupar os dados originais de entrada em um conjunto novo e menor por meio de transformações que geram novas variáveis. O objetivo principal é sumarizar o conteúdo dos dados originais, eliminando as informações redundantes que neles houver. Esta técnica executa uma longa série de operações matriciais, as quais podem ser observadas em detalhes em Wold (1982).

4.2.2.2 Divisão dos pontos amostrais por Fuzzy K-médias e divisão das unidades de mapeamento

O principal objetivo de se aplicar uma técnica de agrupamento é identificar amostras semelhantes de acordo com seus atributos medidos. Um método de agrupamento que busca, não somente identificar objetos semelhantes, mas também fornecer informações sobre como cada objeto classificado interage com os diversos grupos (clusters) existentes é o Fuzzy k-médias (BEZDEK; EHRLICH; FULL, 1984). Nesta técnica, os objetos são reconhecidos como pertencentes em maior ou menor grau, a todos os clusters.

O valor que indica a relação entre um objeto (i) e o cluster (k) é conhecido como grau de pertinência (μ_{ki}). Cada elemento da matriz de dados estudada é definido por x_{ij} , o número de cluster denominado K, e os centróides de cada cluster, B_{kj} .

O algoritmo inicia com um número pré-selecionado de clusters. Além disso, uma divisão inicial dos objetos é determinada (eq. 1), de forma que não haja agrupamento sem objetos e que os graus de pertinência para o objeto (i) em relação aos clusters, sejam

$$\mu_{1i} + \mu_{2i} + \dots + \mu_{Ki} = 1 \quad (1)$$

O algoritmo procede calculando o centro de cada cluster (eq.2):

$$B_{kj} = \sum_{i=1}^M (\mu_{ki})^m \cdot x_{ij} / \sum_{i=1}^M (\mu_{ki})^m \quad (2)$$

onde m , $1 < m < \infty$, corresponde a um coeficiente, o qual pondera quanto o grau de pertinência influencia na métrica de distância empregada.

Em seguida, nova divisão dos clusters é definida, de acordo com os novos graus de pertinência (eq. 3),

$$\mu_{ki} = \frac{1}{\sum_{j=1}^N (x_{ij} - B_{kj})^2} / \sum_{k=1}^K \left(\frac{1}{\sum_{j=1}^N (x_{ij} - B_{kj})^2} \right) \quad (3)$$

Desta nova divisão, novos centros dos clusters são calculados, aplicando a eq. (2), e o processo se repete até que o número de interações, pré-estabelecidos ao programa, seja atingido ou que a variação do valor total do grau de pertinência não consiga ser reduzido.

Esta técnica foi repetida diversas vezes dividindo-se os dados, de cada topossequência, de 3 a 15 grupos. Em seguida, para se estabelecer o melhor número de grupos para cada topossequência, aplicou-se o índice de desempenho (ID) dos agrupamentos (XIE; BENI, 1991).

Para o processamento da técnica Fuzzy foi utilizado o pacote estatístico e1071 (DIMITRIADOU et al., 2008), implementado no programa R (R DEVELOPMENT CORE TEAM, 2008). Já o cálculo do ID foi realizado no pacote estatístico Tiger (REUSSER, 2008). A divisão com menor valor de índice de desempenho foi considerada a melhor.

Ao final do processo, a classificação dos pontos amostrais foi avaliada e o limite entre uma unidade de mapeamento e outra foi estabelecido no ponto amostral onde ocorria transição entre as classes Fuzzy.

4.2.2.3 Obtenção da amostra representativa de cada classe espectral

Uma vez determinadas as classes pela lógica Fuzzy, em cada topossequência, o passo seguinte consistiu em escolher as amostras representativas de cada uma delas. Para tanto, foi selecionada a amostra que possuía o maior grau de pertinência, para cada uma das classes. Neste caso quanto maior o grau de pertinência de uma amostra em relação ao agrupamento, maior a semelhança da mesma em relação ao centróide do grupo. O centróide corresponde a um indivíduo hipotético, sendo suas características correspondentes a média das amostras de todo o grupo. Sendo assim, quando afirmamos que um indivíduo possui alto grau de pertinência com um determinado grupo, estamos indicando que o mesmo é semelhante à média do grupo.

4.2.3 FASE 3 - Caracterização das amostras representativas

Nesta etapa foram calibrados modelos para determinação de argila e ferro, utilizando dados de uma biblioteca espectral (BE) previamente desenvolvida (BELINASSO, 2009). O intuito era demonstrar a aplicabilidade da BE na quantificação de atributos de amostras independentes. Além disso, o uso da biblioteca espectral viabiliza a quantificação de atributos referentes à área de estudo, sem a necessidade de se realizar análises químicas nas amostras obtidas na mesma.

4.2.3.1 Obtenção de bibliotecas espectrais

Para a calibração de modelos de predição, utilizados na caracterização das amostras representativas, foram utilizadas duas bibliotecas espectrais (BE). A primeira BE, desenvolvida por Bellinaso (2009), contém espectros de amostras de solo e seus respectivos atributos físico-químico, referentes às regiões brasileiras Sudeste e parte da Centro-Oeste. A partir destes dados foram calibrados modelos para estimativa de argila e ferro total.

Em paralelo, para a estimativa de atributos mineralógicos, foi adquirida a biblioteca desenvolvida pela U.S. Geological Survey (USGS) (CLARK et al., 1993), referente a espectros de minerais comumente encontrados no solo. Esta biblioteca possuía 480 curvas espectrais, sendo assim foi necessário reduzir o tamanho do banco de dados, selecionando somente os indivíduos com provável ocorrência na região de estudo, aumentando-se desta forma a eficiência das predições. Para a seleção dos minerais representativos, foram consultados os trabalhos de Lobo (1983) e Vidal Torrado (1994). Estes caracterizaram os argilominerais do solo, de amostras referentes à região do atual estudo.

4.2.3.2 Calibração de modelos para predição de atributos

A calibração dos modelos de predição para os atributos nas amostras de solo representativas foi realizada utilizando o algoritmo de regressão de mínimos quadrados parciais (WOLD, 1982). Para tanto foi utilizado o programa estatístico Parles versão 3.1 (VISCARRA ROSSEL, 2008). A calibração foi realizada utilizando-se 120 amostras da biblioteca espectral, enquanto que a validação utilizou 60 amostras. A divisão das amostras da BE em grupo de calibração e validação é realizada de maneira aleatória pelo programa.

No processo de validação do modelo, alguns parâmetros foram calculados para indicar o desempenho do mesmo. Entre eles o coeficiente de determinação (r^2), raiz quadrada do erro médio (RMSE) e desvio padrão do erro (RPD), descritos pelas eq. (4) e eq. (5).

$$RPD = \frac{sd}{SEP} \quad (4)$$

Onde:

sd = taxa do desvio padrão dos dados analisados;

SEP = erro padrão da predição.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n-m} (\hat{\gamma}_i - \gamma_i)^2}{n-m}} \quad (5)$$

Onde:

n = número de amostras;

m = número de amostras usadas para predição;

$\hat{\gamma}_i - \gamma_i$ = valores das propriedades do solo preditos e medidos, respectivamente.

Para avaliar quais comprimentos de onda contribuem mais na predição dos atributos do solo, o programa fornece um coeficiente denominado “b”, o qual apresenta um valor para cada banda da curva espectral, sendo que quanto mais próximo de zero menor a influência da banda no modelo estatístico.

4.2.3.3 Caracterização mineralógica da fração argila do solo por espectroscopia VIS-NIR

O método empregado neste trabalho realiza comparações entre o espectro do solo e cada uma das curvas espectrais presentes na BE de minerais. Em seguida fornece um índice de similaridade, o qual varia de 0 a 1, para cada uma destas comparações. Ao final do processo o programa indica quais são os prováveis minerais da amostra. O processo é todo realizado no programa ENVI 4.5 (RSI, 2008), através da função Spectral Analyst, a qual emprega os passos metodológicos descritos abaixo.

Inicialmente todos os espectros sofrem a remoção do contínuo (CLARK; ROUSH, 1984), a qual se baseia em uma função matemática usada para eliminar as feições contínuas presentes nos espectros, isolando assim as bandas de absorção. O contínuo das amostras é estimado usando a primeira derivada dos espectros, esta identifica pontos das curvas onde se tem feições de concavidade típicas. Posteriormente, os valores de reflectância do espectro são divididos pela reflectância do contínuo. A figura 2 apresenta a reflectância espectral de um solo, o seu contínuo e a sua remoção.

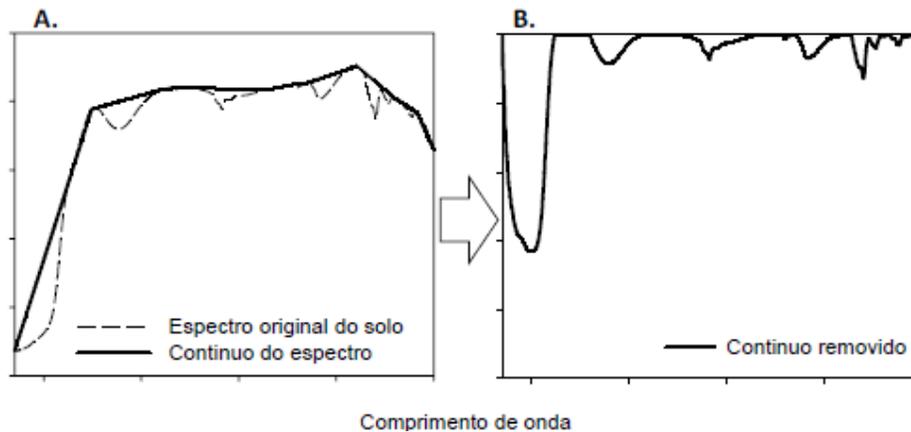


Figura 2 – Espectro de um solo e o seu espectro do contínuo (A) e espectro com o contínuo removido destacando características de absorção (B) (Fonte: Ramírez-López, 2009)

O próximo passo é o mapeamento do ângulo espectral (MAE), este é realizado por um algoritmo que determina a similaridade entre dois espectros calculando o ângulo entre eles em todas as bandas espectrais (Figura 3), tratando os espectros como vetores em um espaço de dimensionalidade igual ao número de bandas espectrais. Uma característica importante do MAE é o fato de não ser sensível a diferenças de amplitude entre os espectros, estando relacionada somente com a forma do mesmo (NOVO, 2008).

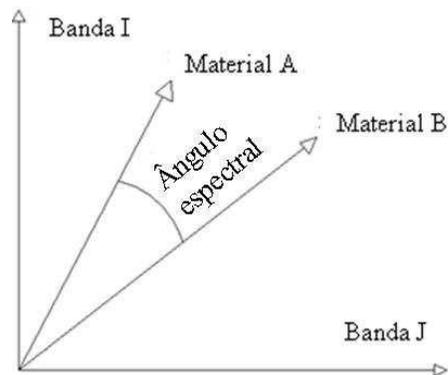


Figura 3 - Ilustração do ângulo espectral entre curvas espectrais de dois materiais diferentes (A e B) medido pela técnica de mapeamento por ângulo espectral (Fonte: Novo, 2008)

O passo seguinte consiste na comparação através da técnica de codificação binária. Esta avalia pontos ascendentes e descendentes do espectro. Para tanto, é calculado o valor médio de reflectância da curva e todos os valores abaixo desta média são classificados como 0 e os valores acima da média calculados como 1. Em seguida, o programa compara os trechos ascendentes e descendentes de ambos os espectros e indica um valor de similaridade.

Outro método empregado é o “Spectral Feature Fitting” (CLARK; GALLAGHER; SWAYZE, 1990). Este compara feições de absorção presentes no espectro com feições equivalentes presentes em um espectro de referência. Para tanto é utilizado o método dos mínimos quadrados, e o resultado é um índice de similaridade.

Por fim, o programa compila os resultados de cada técnica e atribui um coeficiente que indica o nível de semelhança entre os espectros. O coeficiente varia de 0 a 1, sendo 1 o nível máximo de semelhança.

4.3 Resultados e Discussão

4.3.1 Descrição do conjunto de dados estudados

A litologia da área é constituída por diabásio, argilitos e siltitos, conseqüentemente, esperava-se pouca variação nos teores granulométricos das amostras estudadas (EMBRAPA, 2006). Sendo assim, a média do teor de argila foi 621 g.kg^{-1} (Tabela 1), foram ainda encontrados valores próximos a 807 g.kg^{-1} . O coeficiente de variação indica que o desvio padrão (DP) atinge 20% do valor da média, demonstrando a predominância de solos com textura argilosa ou muito argilosa.

O silte, por sua vez, apresentou valor médio de $167,1 \text{ g.kg}^{-1}$, teor este incapaz de definir o solo como siltoso (EMBRAPA, 2006). Além disso, o coeficiente de variação indica que o desvio padrão varia somente 7% em relação à média, logo é possível afirmar que poucas amostras possuem teor elevado do atributo em questão.

Tabela 1 - Distribuição dos atributos analisados nas amostras de solo

	Areia ⁽¹⁾	Silte ⁽¹⁾	Argila ⁽¹⁾	M.O. ⁽¹⁾	Al ⁽²⁾	CTC ⁽³⁾	pH _{H2O}
Média	211,3	167,1	621,5	20,1	10	29,4	5,2
Desvio Padrão	76,3	11,9	123,5	9,32	15,3	18,2	0,6
Variação	740 - 28	671 - 3	807 - 126	62,3 - 2,2	99,8 - 0,2	154 - 3	7,4 - 4,0
CV % ⁽⁴⁾	36,1	7,1	19,9	46,4	153,0	61,9	11,5

(1) teores medidos em g.kg^{-1} ; (2) teores de alumínio trocável medidos em mmolc.kg^{-1} ; (3) capacidade de troca catiônica medida em mmolc.kg^{-1} (4) coeficiente de variação

Os teores de matéria orgânica variam de aproximadamente 2 a 62 g.kg^{-1} . A média e DP dos dados, respectivamente, 20 g.kg^{-1} e $9,32 \text{ g.kg}^{-1}$, perfazendo assim um CV de 46 %. O alumínio possui média de 10 mmolc.kg^{-1} , DP de $15,3 \text{ mmolc.kg}^{-1}$ e coeficiente de variação de 153 %. A CTC apresentou média de 29 mmolc.kg^{-1} , podendo ser considerada um valor baixo. O desvio padrão obtido foi de $18,2 \text{ mmolc.kg}^{-1}$ e os valores mínimo e máximo são, respectivamente,

3 e 154 $\text{mmol}_c.\text{kg}^{-1}$. Já o pH em água apresenta média de 5.2, e o coeficiente de variação corresponde a 11.5 %.

4.3.2 Relações entre o comportamento espectral das amostras de solo e seus atributos físico-químicos

A partir da correlação entre os escores dos componentes principais dos espectros (CPs), de cada amostra de solo, e seus atributos físico-químicos (Tabela 2) foi possível notar quais se apresentam relacionados. Porém antes, é importante compreender quais faixas do espectro influenciam os diferentes CPs. Para tanto, é necessário avaliar os autovetores da ACP (Figura 4), sendo que, quanto mais positivo ou mais negativo o valor, maior a influência da banda espectral. Sendo assim, a CP1 é influenciada por praticamente todo espectro, concordando com Crósta (1993), o qual indica a relação entre esta componente e o albedo da curva espectral. A CP2 mostra-se influenciada, principalmente, pela faixa entre 350 e 600 nm, enquanto a CP3 pela faixa de 550 nm a 850 nm e 1850 nm a 2500 nm.

Ao avaliar o teor de silte e do componente principal 1, observa-se uma correlação de 0,78 (Tabela 2). Este resultado está de acordo com Stoner (1979), o qual indicou que o aumento no tamanho das partículas de solos, com textura média a fina, provoca o aumento do albedo. Tal afirmação é reforçada pela correlação inversa existente entre o PC1 e a argila, a qual corresponde a -0,65.

A argila também apresenta correlação de -0.45 com o PC3 (Tabela 2), o qual está relacionado principalmente com as faixas espectrais de 550 - 850 nm e 1850 - 2500 nm (Figura 4). A primeira faixa abrange parte do espectro visível e infravermelho próximo, estando relacionada com os óxidos de ferro (MONTGOMERY, 1976; DEMATTÊ; GARCIA, 1999). Os comprimentos de onda entre 1850 e 2500nm apresentam feições relacionadas com a água higroscópica adsorvida por argilominerais e gibbsita (LINDBERG; SNYDER, 1972; HUNT, 1979), grupos OH referentes a caulinita (MATHEWS et al., 1973). Outro atributo relacionado ao CP3 foi a areia, a qual teve valor de -0.53.

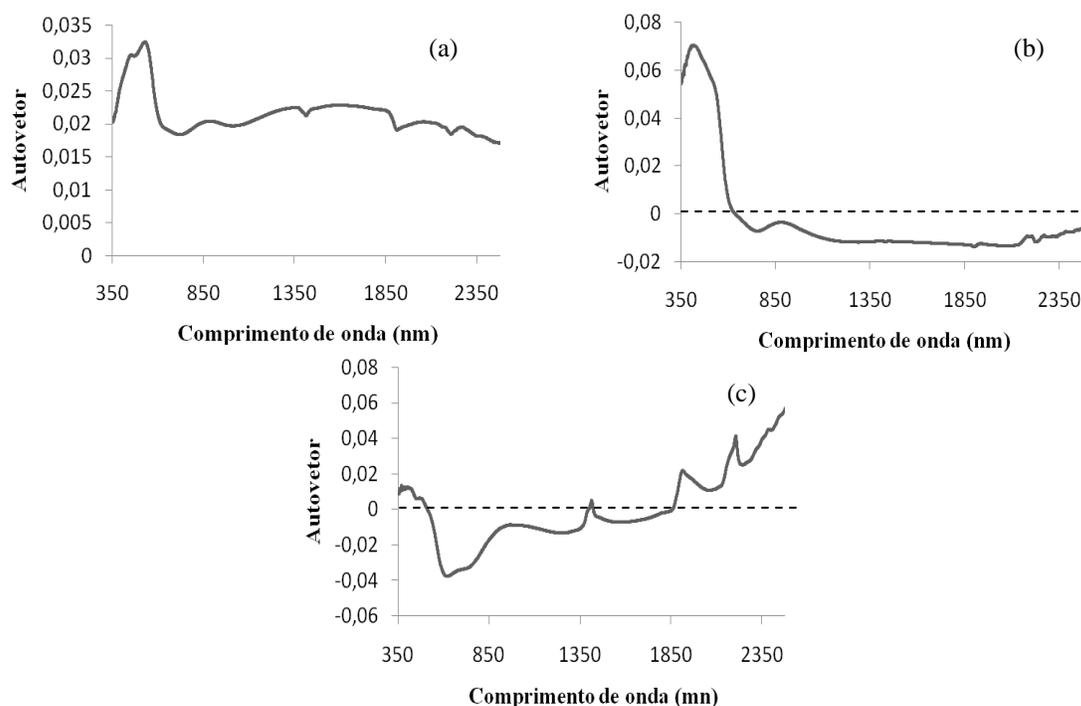


Figura 4 - Autovetores referentes a análise por componentes principais, sendo (a) componente principal 1, (b) componente principal 2 e (c) componente principal 3

No atual estudo, foi observado um coeficiente de correlação de -0.47 entre pH e PC1, o qual indica uma leve tendência de aumento do pH conforme há redução do PC1 (Tabela 2). Segundo Chang et al. (2001), tal tendência ocorre devido a uma co-variação com constituintes do solo que apresentam relação direta com o espectro, como por exemplo argila e matéria orgânica. Trabalhos de Chang et al. (2001), Shepherd e Walsh (2002), Islam; Singh McBratney; (2003), Pirie et al. (2005) e Mouazen; Baerdemaeker e Ramon (2006), nos quais os autores avaliaram o potencial do espectro em determinar o pH, obtiveram r^2 variando de 0.55 a 0.77. Stenberg et al. 2010, afirma não haver relação direta entre o espectro do solo e o pH, sendo que sucessos em sua quantificação dependeram das características da região de estudo e as covariações existentes entre o pH e outros atributos.

Já o teor de alumínio e o m% apresentam-se relacionados com a primeira componente (Tabela 2). Em geral, cátions retidos na CTC do solo não apresentam relações diretas com o espectro na região do visível e infravermelho próximo (STENBERG et al., 2010). As correlações encontradas na literatura geralmente são baixas, havendo algumas exceções como Krischenko et al. (1992), Ehsani et al. (1999), Chang et al. (2001), Shibusawa et al. (2001), Groenigen et al. (2003), Moron e Cozzolino (2003), Udelhoven; Emmerling e Jarmer (2003), Pereira; Gómez e

He (2004), Mouazen; Baerdemaeker e Ramon (2006), Mouazen et al. (2007). Stenberg et al. (2010) reforça que o sucesso nestas predições provavelmente está relacionado à existência de covariação local, entre atributos do solo espectralmente ativos e os cátions estudados.

Sendo assim, a relação PC1 e alumínio trocável pode ser explicada pela existência de diferentes materiais de origem na área de estudo, os quais podem condicionar ao solo tanto diferentes teores de Al^{+3} quanto diferentes intensidades de albedo no espectro, conforme Baumgardner et al. (1985).

4.3.3 Delimitação das unidades de mapeamento por método convencional vs espectral

4.3.3.1 Topossequência A

A topossequência A (Figura 5) apresenta boa variabilidade de solos e relevo, sendo encontrados Latossolos (LVf) e Nitossolos Vermelho férrico (NVf) e Plintossolos (FF), no topo e meia encosta. Já Nitossolos Bruno (NB), Argissolos Vermelho Amarelos (PVA) e Cambissolos (CX) apresentam-se próximos ao sopé. A rampa detém comprimento de aproximadamente 800 m, sendo que a uma distância de aproximadamente 450 metros do topo ocorre uma quebra de relevo, a qual perdura até 750 metros (Figura 5). A partir deste ponto, a declividade reduz e nota-se aproximação do material de origem em relação à superfície do solo.

A determinação dos limites de solos, de maneira geral, mostrou-se similar para ambas as técnicas (Figura 5). As relações entre as classes de solos determinadas por método convencional, e os grupos gerados pelo método automático são indicados na tabela 3. O grupo 1 está relacionado as classes LVf, NVf e FF, sendo os LVf predominantes (84,2%). O NVf constitui somente 10,5% dos casos e os FF 5,2% das ocorrências. Já o grupo 2 é constituído em 50% dos casos por NVf e no restante por NB, indicando assim que a técnica não foi capaz de distingui-los com clareza. Este fato discorda de Demattê (1999) o qual afirmou ser possível diferenciar a partir do comportamento espectral, solos com teores de ferro e coloração diferentes.

Tabela 3 - Matriz confusão entre classificação convencional e espectral para amostras

Classe convencional	Classe espectral			
	1	2	3	4
CX	0	0	50	50
FF	5.26	0	0	0
LVf	84.21	0	0	0
NB	0	50	0	50
NVf	10.53	50	0	0
PVA	0	0	50	0
TOTAL	100	100	100	100

Os pontos classificados como grupo 3 correspondiam em 50% dos casos ao PVA e nos outros 50% a CX. Já o grupo 4 abrangeu tanto a classe NB (50 %) quanto CX (50%). Sendo assim, nota-se que os Cambissolos presentes na área apresentam comportamento

espectral similares tanto a Argissolos quanto a Nitossolos Bruno. No entanto, Nanni; Demattê e Fiorio (2004) utilizando modelos estatísticos para predição de classes de solo encontraram resultados contrários ao deste estudo. Neste caso, tais autores indicaram boa discriminação de Cambissolos em relação a outras classes.

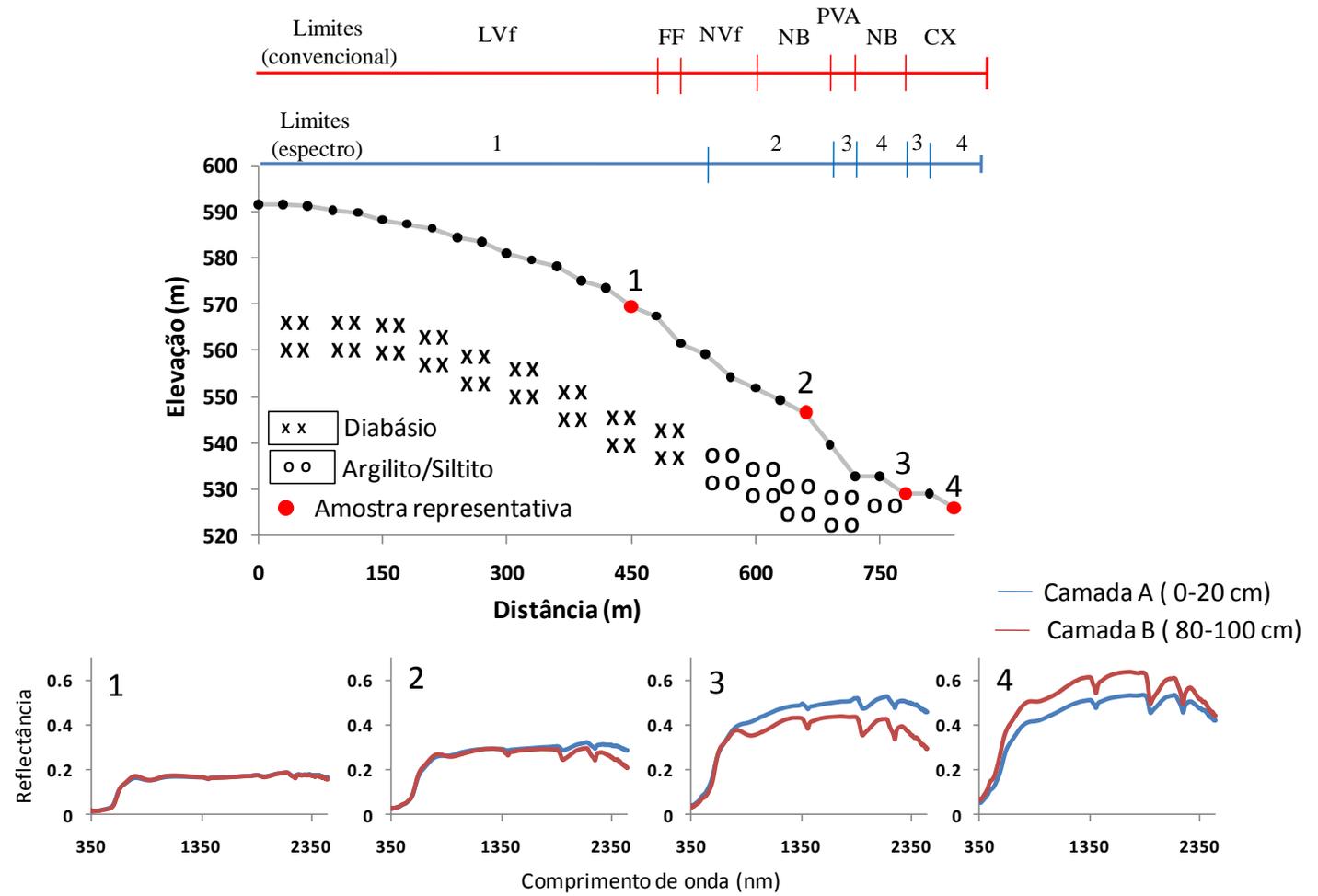


Figura 5 - Toposequência A e seus respectivos limites de solos determinados por método convencional e espectral, as amostras representativas de cada unidade espectral (pontos em vermelho) e suas curvas espectrais, das camadas A e B

4.3.3.2 Topossequência B

A topossequência B (Figura 6) apresenta a menor variabilidade de solos, sendo constituída predominante por Latossolos e Nitossolos. A ordem dos Cambissolos é representada apenas por uma amostra, sendo esta localizada no sopé próxima ao canal de drenagem. Os LVf encontram-se no topo, enquanto o NVf distribui-se pela meia encosta. Na sequência são observados os NB e na parte mais baixa observa-se um CX, estes por sua vez derivados de rochas sedimentares.

As delimitações pelo método convencional e pela curva espectral apresentam grande concordância (Tabela 4). As amostras classificadas como Grupo 1, corresponderam em 92,8% dos casos a classe do LVf e em 7,14% dos casos a NVf. Já os grupos 2, 3, 4 e 5 relacionam-se, respectivamente, com as classes LVf, NVf, NB e CX. A partir dos dados apontados nota-se um ótimo desempenho da técnica em distinguir diferentes solos e seus limites para a topossequência B. Os resultados obtidos corroboram com Nanni; Demattê e Fiorio (2004) e Fiorio et al. (2010), os quais aplicando análise discriminante às curvas espectrais de diferentes classes de solo, obtiveram ótima distinção entre indivíduos.

Tabela 4 - Matriz confusão entre classificação convencional e espectral para amostras

Classe convencional	Classe espectral				
	1	2	3	4	5
CX	0	0	0	0	100
LVf	92,86	100	0	0	0
NB	0	0	20	100	0
NVf	7,14	0	80	0	0
TOTAL	100	100	100	100	100

Avaliando a distribuição dos limites obtidos pelo espectro (Figura 6), nota-se que a classe 2 encontra-se cercada por amostras pertencentes a classe 1. Tendo em vista que neste local o relevo é homogêneo, e de acordo com o levantamento de solos ocorrem somente Latossolos, o método mostrou-se deficiente ao separar indivíduos semelhantes. Esta situação se repete entre as classes 1 e 3, em um ponto localizado à aproximadamente 500 metros do topo.

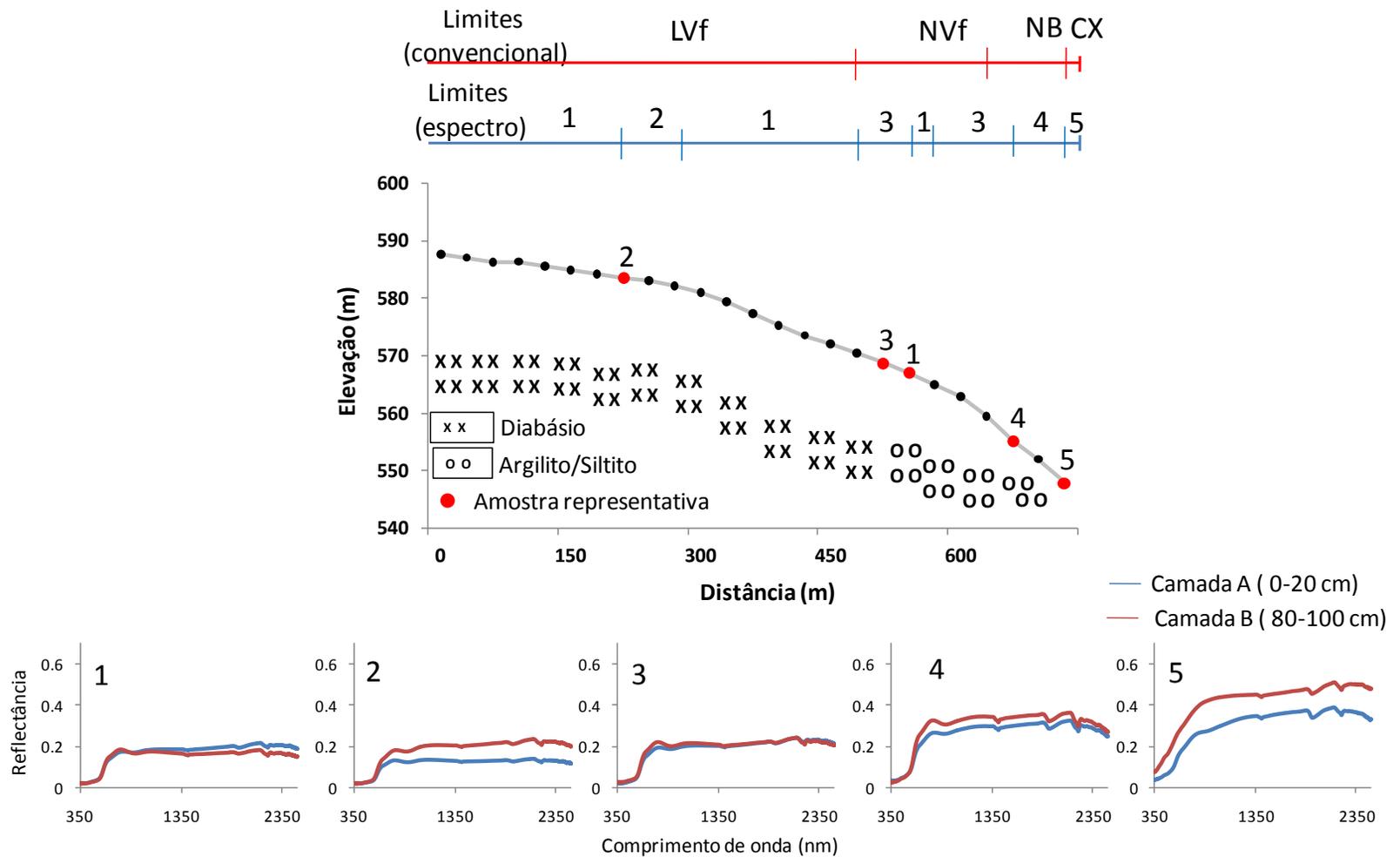


Figura 6 - Ilustração indicando a topossequência B e seus respectivos limites de solos determinados por método convencional e espectral, as amostras representativas de cada unidade espectral (pontos em vermelho) e suas curvas espectrais, das camadas A e B

4.3.3.3 Topossequência C

Foram encontradas 5 classes de solo na topossequência C (Figura 7), sendo três destas pertencentes à ordem do Nitossolo, e as outras duas Latossolo e Cambissolo. Já a técnica espectral indicou a presença de 3 grupos, os quais mostram-se distribuídos de maneira coerente e respeitando a variação no material de origem e relevo.

Os pontos amostrais classificados como grupo 1 correspondiam em 91.6% dos casos a classe LVf, sendo os 9% restantes relacionados ao NVf e NX (Tabela 5).

Tabela 5 - Matriz confusão entre classificação convencional e espectral para amostras

Classe convencional	Classe espectral		
	1	2	3
CX	0	16.67	100
LVf	91.67	0	0
NB	0	33.33	0
NX	5.55	33.33	0
NVf	2.78	16.67	0
TOTAL	100	100	100

O grupo 2 é constituído basicamente pelo NVf, NX e NB, os quais correspondem a aproximadamente 84 % dos casos (Tabela 5). A confusão entre estes solos indicou a incapacidade da técnica em discriminar indivíduos com teores variáveis de ferro e coloração. No entanto, Demattê (1999) avaliando curvas espectrais por método qualitativo indicou boa distinção entre solos com alto e baixo teor de ferro. O NB, por sua vez, diferencia-se do NX e NVf, entre outros fatores, pela cor acima de 4 YR (EMBRAPA, 2006). Tendo em vista que o espectro é capaz de distinguir variações na coloração devido à faixa do visível (VISCARRA ROSSEL, 2006), não era esperado que tais solos fossem confundidos pelo método espectral.

A unidade espectral denominada 3 apresenta-se constituída em 100% dos casos por Cambissolos (Tabela 5). Neste caso, ambos detiveram seus limites alocados muito próximos.

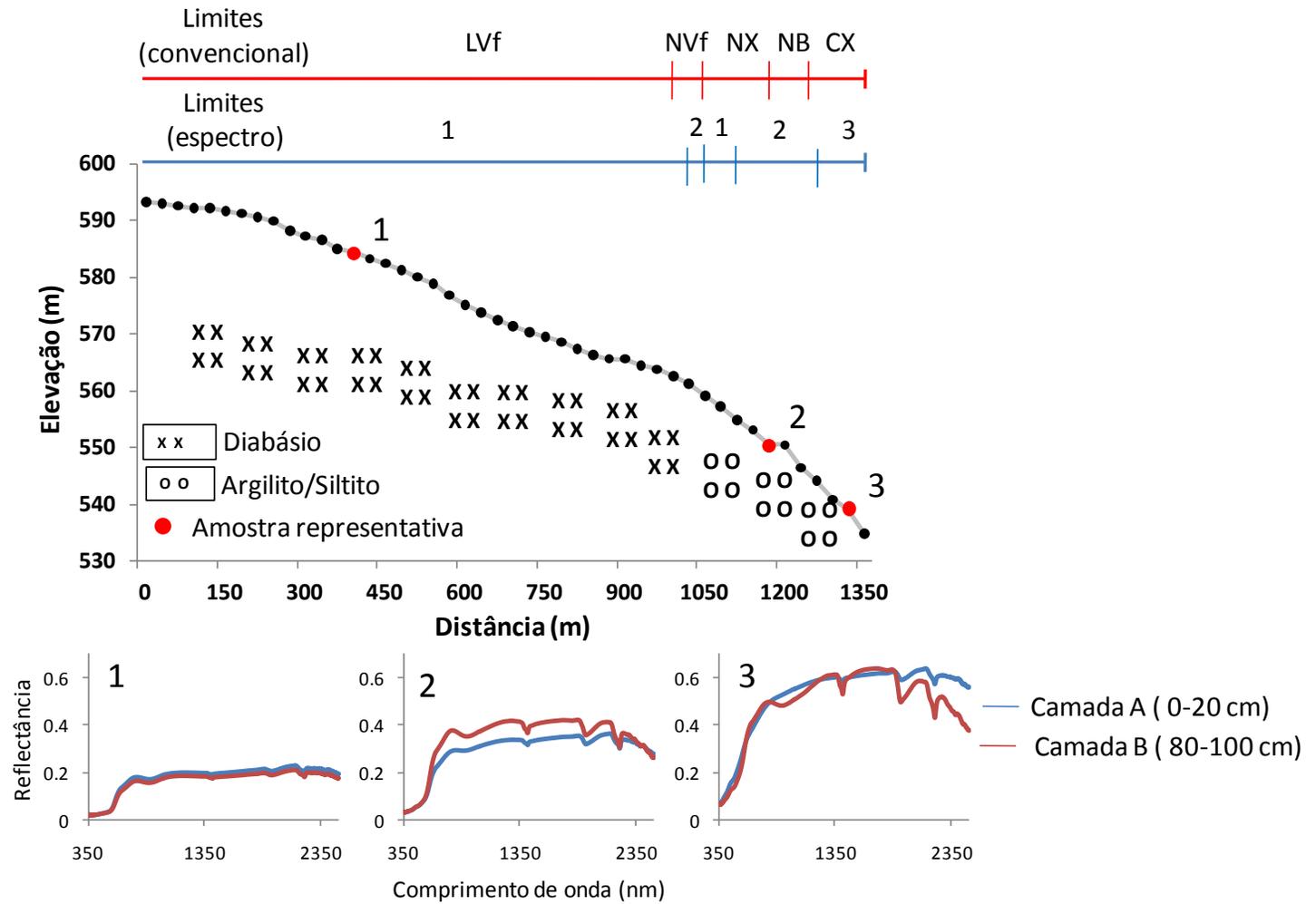


Figura 7- Ilustração indicando a topossequência B e seus respectivos limites de solos determinados por método convencional e espectral, as amostras representativas de cada unidade espectral (pontos em vermelho) e suas curvas espectrais, das camadas A e B

4.3.3.4 Topossequência D

Foram observados nesta topossequência 4 classes de solo (Figura 8), sendo elas LVf, NX, NB e CX. Os LVf localizam-se no topo, enquanto que na meia encosta são encontrados NX e NB e na baixada CX. Já o método de agrupamento por dados espectrais foi capaz de detectar 3 limites na topossequência, sendo que estes se assemelham aos delimitados pelo método convencional.

Ao avaliar os solos que constituem cada grupo, nota-se que o agrupamento 1 corresponde em 83,3% dos casos ao LVf, sendo os 16,6 % restante pertencentes a classe do NX. Assim como observado nas topossequências anteriores, a técnica não é capaz de distinguir com clareza as ordens Latossolo e Nitossolo. Já a classe 2, constituída somente por Nitossolos, possui tanto o NX quanto o NB. Assim como discutido anteriormente, solos com coloração diferentes apresentam conformação diferenciada, da curva espectral, na faixa do visível (DEMATTÊ, 1999; NANNI, 2000), sendo assim era esperado que a técnica fosse capaz de distingui-los.

Tabela 6 - Matriz confusão entre classificação convencional e espectral para amostras

Classe convencional	Classe espectral		
	1	2	3
CX	0	0	100
LVf	83,33	0	0
NB	0	40	0
NX	16,67	60	0
TOTAL	100	100	100

O agrupamento 3 é constituído somente pelo Cambissolo, indicando a capacidade da curva espectral em distinguir solos rasos em relação a indivíduos mais desenvolvidos, neste caso.

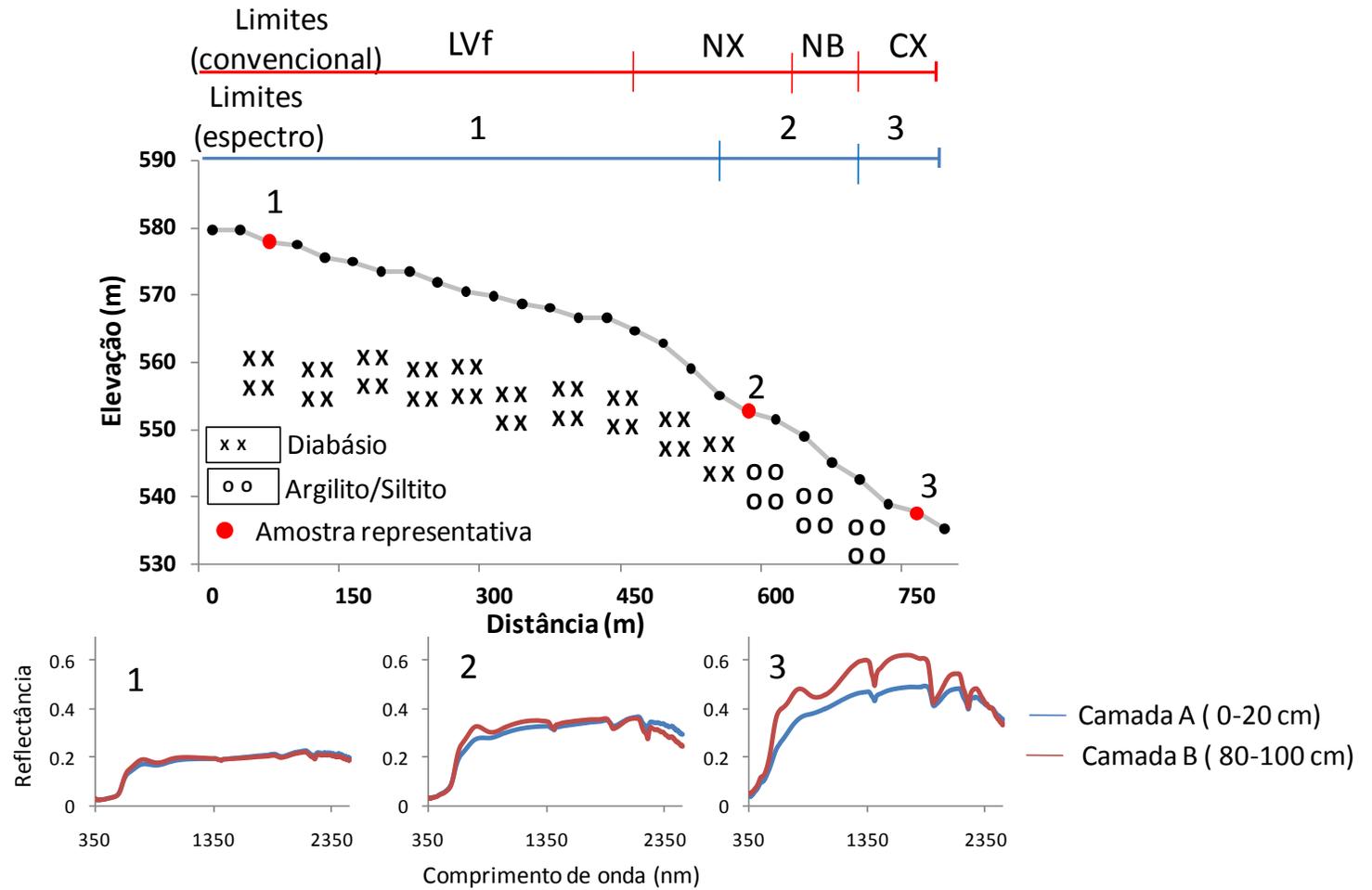


Figura 8 - Ilustração indicando a topossequência D e seus respectivos limites de solos determinados por método convencional e espectral, as amostras representativas de cada unidade espectral (pontos em vermelho) e suas curvas espectrais, das camadas A e B

4.3.3.5 Topossequência E

Dentre todas, a topossequência E é a mais heterogênea, apresentando solos referentes a 4 ordens distintas (Figura 9). Nesta observa-se tanto solos altamente intemperizados quanto solos menos desenvolvidos ou com sinais de hidromorfismo. Avaliando o relevo é possível observar a presença de dois topos na área, estando estes distantes entre si em 750 metros (Figura 9). A área possui ainda local de embaciamento, onde há estagnação da água e consequentemente ocorrência de solos hidromórficos. Os solos rasos são observados no final da topossequência, distantes do topo em torno de 1000 metros.

O estabelecimento de limites pelo método convencional gerou 6 unidades de mapeamento, enquanto o método espectral apresentou somente 5 (Figura 9). O resultado das técnicas é semelhante na delimitação de solos como GX e CX, no entanto o método espectral não foi capaz de detectar a mudança da classe LVf para NVf e NX.

Tabela 7 - Matriz confusão entre classificação convencional e espectral para amostras

Classe convencional	Classe espectral				
	1	2	3	4	5
CX	0	0	0	100	100
GX	0	6,67	66,67	0	0
LVf	61,54	13,33	0	0	0
NB	0	6,67	0	0	0
NX	0	33,33	33,33	0	0
NVf	38,46	40	0	0	0
TOTAL	100	100	100	100	100

A confusão entre as técnicas é melhor ilustra na tabela 7, na qual nota-se que o grupo 1 é constituído pelas classes LVf e NVf, respectivamente em 61,5% e 38,4%. Tal confusão ocorreu também nas outras topossequência. Já o grupo 2, é constituído em 80% dos casos por Nitossolos, 13,3% pelo LVf e 6,6 % por GX, sendo este o grupo mais heterogêneo. Dentre os Nitossolos, há ocorrência de NVf, NX e NB, estando assim em concordância com as outras topossequências avaliadas, nas quais também foi observada a incapacidade da técnica em distingui-los.

Já o agrupamento 3 está relacionado ao GX em 66,6 % dos casos e ao NX em 33,3%. Tendo em vista que o comportamento espectral destas duas classes é distinto, tal

confusão não era esperada. Por fim, as classes 4 e 5 mostraram-se relacionadas somente aos CXs.

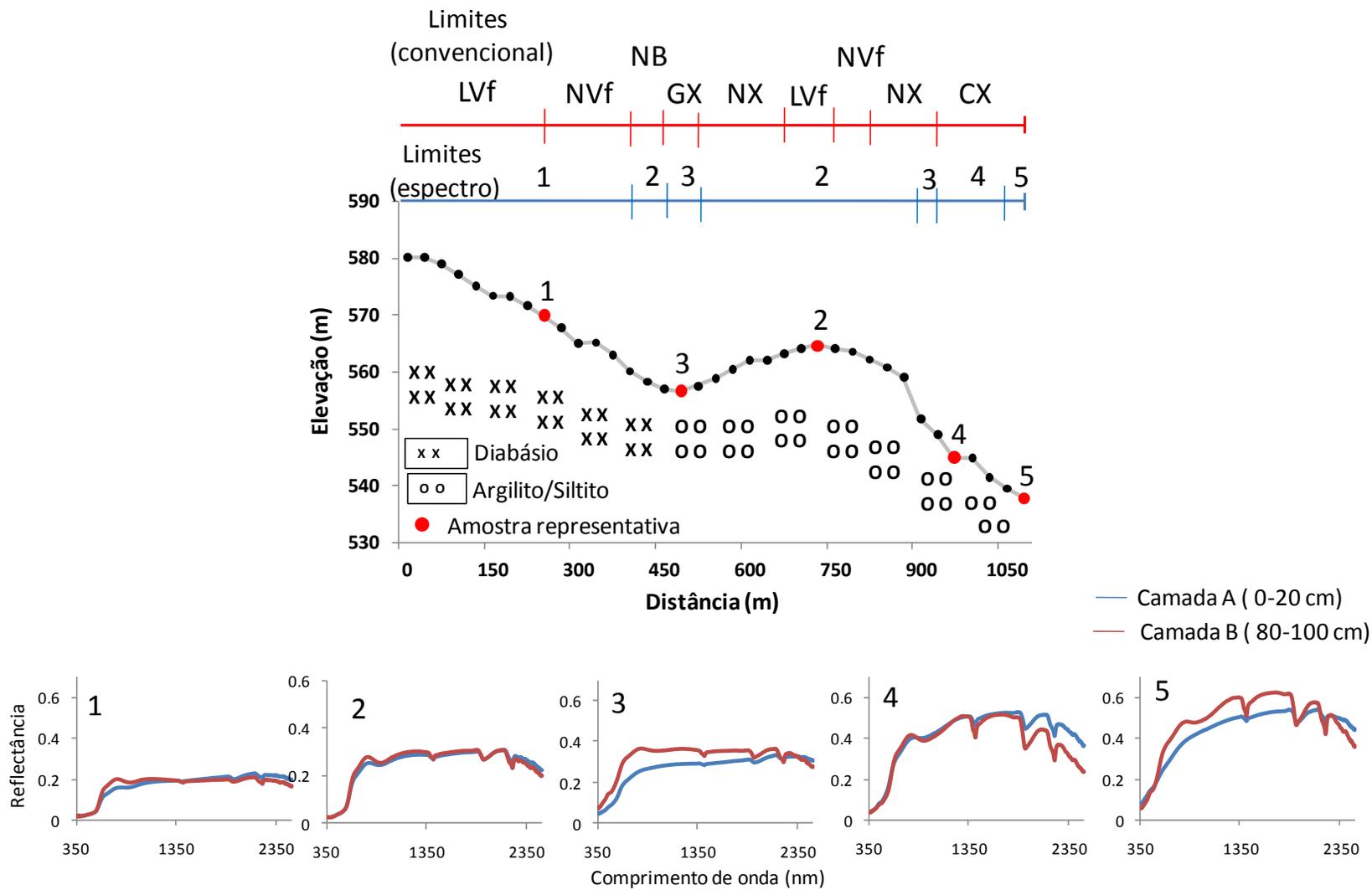


Figura 9 - Ilustração indicando a topossequência E e seus respectivos limites de solos determinados por método convencional e espectral, as amostras representativas de cada classe espectral (pontos em vermelho) e suas curvas espectrais, das camadas A e B

4.3.4 Descrição do comportamento espectral das classes determinadas por método espectral

Neste tópico será discutido o comportamento espectral superficial e subsuperficial dos pontos amostrais representativas, referentes às classes determinadas pelo método espectral. Sendo assim, será possível compreender as características específicas de cada um dos grupos existentes e as principais diferenças quanto ao seu comportamento espectral em diferentes posições da paisagem. Tendo em vista que as topossequências deste estudo apresentam grande semelhança entre si, será descrita somente a topossequência E, a qual possui a maior variabilidade de solos e relevo, sendo considerada a mais representativa.

Esta topossequência mostrou-se a mais heterogênea de todas, sendo observado desde um relevo suave até locais mais declivosos. Além disso, ela encontra-se em um embaciamento, no qual o solo vai de moderadamente drenado a mal drenado. Não obstante serem obtidos 5 grupos de solo através da classificação por método espectral (Figura 9).

Ao observar o comportamento espectral das amostras, nota-se que quanto mais baixa a localização do ponto na topossequência, há um aumento na intensidade de reflectância, tanto das curvas pertencentes à camada A quanto a B. Este fato está relacionado à mudança do material de origem (ANEXO D) e conseqüentemente a aumento nos teores de silte. Bowers e Hanks (1965), Stoner (1979) e Demattê et al. (2004), encontraram resultados similares, os quais indicaram que o aumento no tamanho das partículas de solos, com textura média a fina, provoca o aumento da reflectância.

Além disso, na maioria dos casos os espectros pertencentes às amostras superficiais detiveram feições menos acentuadas, provavelmente devido ao maior teor de matéria orgânica. Resultados semelhantes foram obtidos por Dalmolin (2002), o qual observou um aumento na resposta espectral dos solos com decréscimo no teor de matéria orgânica. Demattê; Epiphanyo e Formaggio (2003) observaram que a remoção da matéria orgânica do solo promove aumento da intensidade de reflectância em todo o espectro.

Outro aspecto observado é a mudança na conformação das curvas, sendo que do ponto mais alto para o mais baixo da topossequência, o espectro deixa de ser plano e passa a convexo (Figura 9). Nanni (2000) estudando solos da região de Rafard afirma que solos mais argilosos e ricos em ferro apresentam intensidade de reflectância baixa e com curvas espectrais praticamente numa tendência horizontal. Tendo em vista que os solos do topo

são derivados de diabásio e conseqüentemente apresentam maior teor de ferro, além de elevado teor de argila, a afirmação do autor acima reforça os resultados obtidos neste trabalho.

A feição relacionada aos óxidos (350 a 700 nm) (Figura 10a) (DEMATTÊ; EPIPHANIO; FORMAGGIO, 2003; DALMOLIN et al., 2005) está presente nas curvas espectrais de todas as amostras, sendo mais acentuada nos pontos 1 e 3, estes localizados no topo da área (Figura 9). O ponto 2, localizado sob embaciamento, apresenta feições distintas, sendo estas mais estreitas e com maior intensidade de reflectância, devido principalmente ao menor teor de óxidos de ferro (DEMATTÊ, 1999). As amostras 4 e 5 apresentam feições com intensidades intermediárias, sendo estas decorrentes de uma mudança no material de origem, indicando menores teores de óxidos de ferro em relação aos solos do topo.

Já as bandas 1400nm (Figura 10b) e 1900 nm (Figura 10c), são mais acentuadas nas amostras pertencentes aos pontos 4 e 5. Por outro lado, na amostra 1 tais feições mostram-se mais sutis. Tendo em vista que as bandas de absorção em 1400 e 1900 nm são atribuídas à vibração molecular dos grupos OH da água, esta adsorvida principalmente a argilominerais 2:1 (LINDBERG; SNYDER, 1972), nota-se que os pontos mais baixos da topossequência (4 e 5) apresentam maior quantidade de minerais 2:1. Este resultado está de acordo com o encontrado por Vidal Torrado (1994), o qual indicou a presença de mineralogia mista 2:1 (Illita) e 1:1 (Caulinita), na parte baixa de um transeto pertencente à região de Piracicaba.

A feição centralizada em 2200 nm (Figura 10d) está relacionada à caulinita, sendo característico da mesma o “degrau” pronunciado em seu lado esquerdo (MATHEWS et al., 1973; HAUFF et al. 1990; GROVE; HOOK; TAYLOR 1992; FONTES; CARVALHO JUNIOR, 2005; GOETZ; CURTISS; SHILEY 2009). Na figura 10 nota-se que esta feição é mais acentuada nas amostras 4 e 5, enquanto que na amostra 1 o “degrau” mostra-se mais suave. Sendo assim, os solos localizados nas partes mais baixas da topossequências apresentam os maiores teores de caulinita.

A presença da feição em 2265 nm ocorreu somente para os solos 1 e 3, indicando a presença de gibbsita (Figura 10e) (MADEIRA NETTO; BAPTISTA, 2000). Estas amostras localizam-se sobre Latossolo e Nitossolo, concordando assim com Madeira Netto

e Baptista (2000) e Demattê et al. (1998), os quais indicam à existência de elevados teores deste mineral em solos sujeitos a pronunciada alteração intempérica.

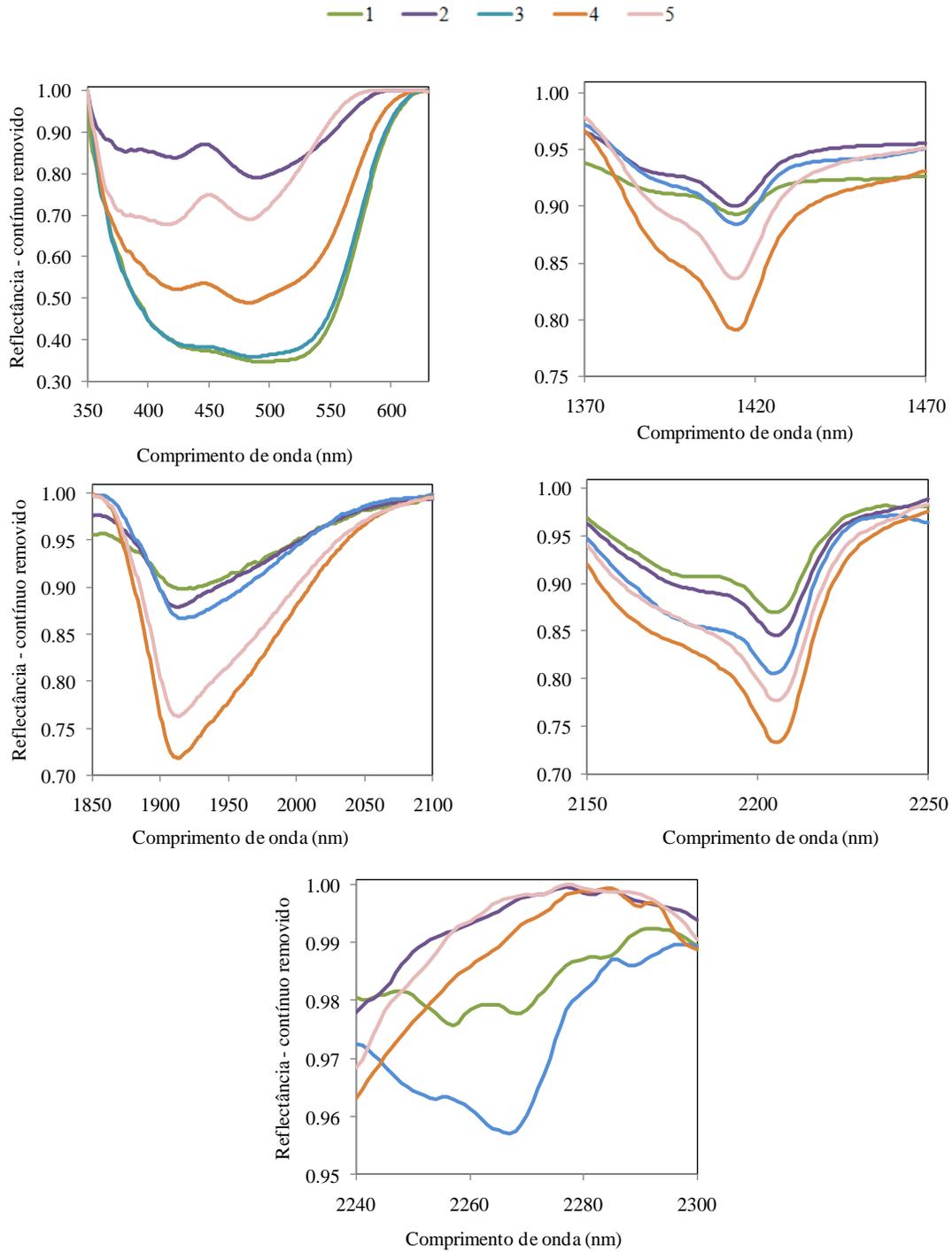


Figura – 10 - Feições do espectro com contínuo removido, para os intervalos de comprimento de onda de (a) 350 - 630 nm, (b) 1370 - 1470 nm, (c) 1850 - 2100nm, (d) 2100 - 2250 nm, (e) 2240 - 2300 nm, referentes a camada B dos pontos representativos da topossequência E

4.3.5 Uso de Bibliotecas espectrais para determinação de atributos de solos

4.3.5.1 Determinação do teor de argila e cálculo do gradiente textural com valores preditos

A partir da biblioteca espectral de solos (BELLINASO, 2009), foi calibrado um modelo para predição de argila baseado na reflectância espectral. O modelo calibrado para a argila é apresentado na figura 11a, na forma de espectros de regressão. Neste caso, cada banda espectral possui o seu correspondente coeficiente de regressão (coeficiente b). Estes coeficientes contêm informação interpretável, a qual pode ser usada para indicar quais regiões espectrais contribuem nas predições (HAALAND; THOMAS, 1988). Para tanto, deve-se procurar nos espectros de regressão os picos mais pronunciados, localizados em faixas com pouco ruído. Além disso, comprimentos de onda que possuem valores positivos indicam absorção de energia por parte do atributo analisado, e as faixas com valores negativos indicam reflexão de energia.

As bandas espectrais que apresentaram maior peso na quantificação da argila encontram-se em 516 nm, 880 nm, 995 nm, 1117 nm, 1413 nm, 1874 nm e 2204 nm. A banda em 516 nm está relacionada aos óxidos de ferro (MONTGOMERY, 1976; DEMATTE; GARCIA, 1999), já aquelas em 1413 e 1874nm referem-se à água higroscópica retida por argilominerías (LINDBERG; SNYDER, 1972; HUNT, 1979). Além disso, nota-se feição relacionada à cauliníta (2204 nm) (MATHEWS et al., 1973). Viscarra Rossel e Behrens (2010), ao gerarem modelos de predição de argila para solos australianos baseados no espectro VIS-NIR, identificaram bandas similares às deste estudo, as quais se encontram em 608 nm, 988 nm, 1392 nm e 2208 nm. Estes autores consideraram importantes também os comprimentos de onda de 1908 nm, 2184 nm, 2236 nm e 2432 nm. Ben-Dor e Banin (1995), também obtiveram resultados semelhantes. Para eles as bandas importantes para calibração da argila estão relacionadas às hidroxilas tanto na água higroscópica, quanto ligadas à Mg, Al e Fe na estrutura cristalina do mineral.

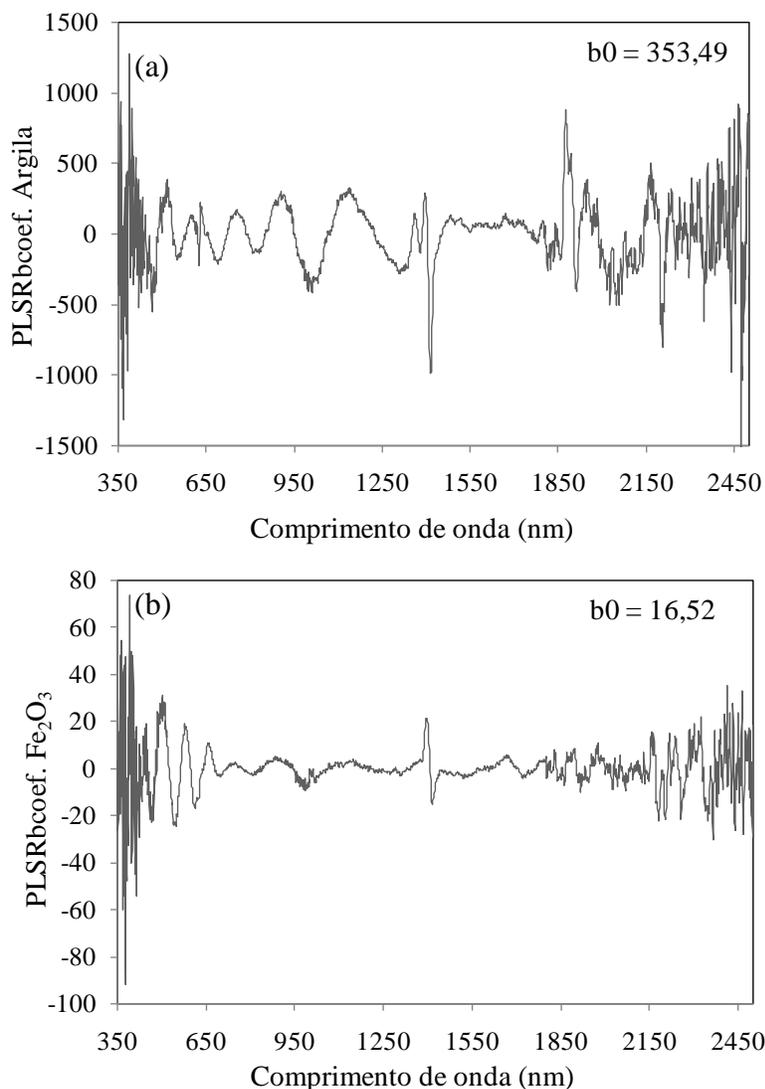


Figura 11 - Representação gráfica dos coeficientes “b” dos modelos de estimativa de (a) argila e (b) ferro; b_0 refere-se ao fator de correção da equação de estimativa do atributo químico; b_{coef} refere-se ao coeficiente da calibração

O modelo gerado foi aplicado em um grupo de validação, sendo assim possível calcular o r^2 , RMSE e RPD, parâmetros estes indicativos de desempenho da predição (Figura 12a). O r^2 obtido corresponde a 0,93, o qual de acordo com Sayes; Mouazen e Ramon (2005) indica modelos quantitativos excelentes para predição de atributos. Viscarra Rossel e McBratney (2008) afirmam que o valor médio de r^2 para validação cruzada deste atributo é de 0,76, quando utilizando dados no comprimento de onda do VIS-NIR. Já Viscarra Rossel e Behrens (2010), ao avaliarem o potencial do espectro para determinar o teor de argila utilizando diversos algoritmos estatísticos obtiveram r^2 entre 0,77 e 0,88, valores estes inferiores aos encontrados neste estudo.

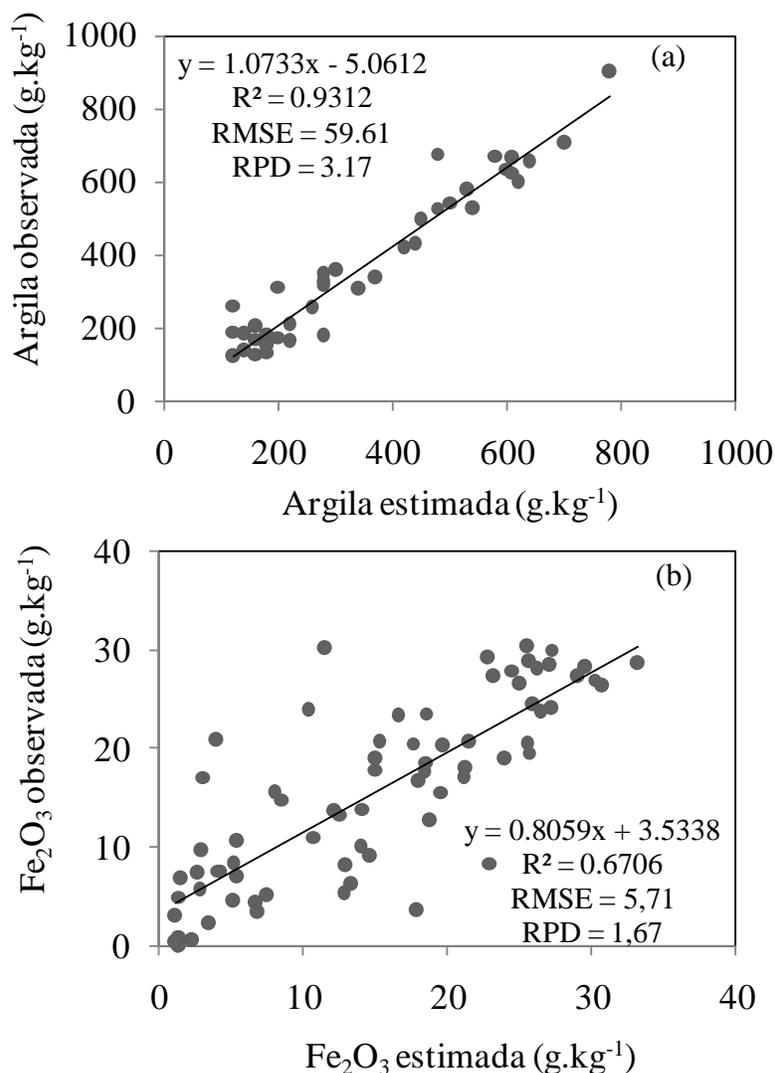


Figura 12 - Validação do modelo PLSR para estimativa de (a) argila e (b) ferro; R^2 : coeficiente de determinação; RMSE: raiz quadrada do erro médio; RPD: desvio padrão do erro

Já o valor de RMSE indica que as predições podem apresentar um erro médio em torno de 59.6 g.Kg^{-1} (5,9%) em relação ao valor real. Stenberg et al. (2010) avaliando o resultado de 22 trabalhos científicos, os quais foram realizados em diferentes regiões geográficas, indicou um RMSE médio de 5,7% para modelos de predição por espectroscopia VIS-NIR, valor este semelhante ao encontrado neste estudo. Já Viscarra Rossel e Behrens (2010) obtiveram RMSE de 6,42 à 9,44, valores estes superiores aos deste estudo.

Segundo Sayes; Mouazen e Ramon (2005), ao avaliar o RPD, deve-se considerar valores entre 1,5 a 2,0 como indicativo de modelos úteis, enquanto que um RPD maior que

2,0 representa nível excelente. Tendo em vista a obtenção de um RPD 3,17, nota-se que o modelo gerado apresenta um bom desempenho para predição de argila a partir das amostras utilizadas. O valor médio encontrado por Stenberg et al. (2010), ao avaliar diversos artigos científicos, mostrou-se em torno de 1,8. Já Summers et al. (2009), trabalhando com amostras do sul da Austrália, detiveram RPD igual a 2,0.

Ao utilizar o modelo descrito acima nas amostras representativas, notou-se que as predições detiveram valores coerentes (Tabela 8). Sendo que os maiores teores de argila foram encontrados no topo, e quanto mais baixa a localização das amostras, em geral havia uma redução da argila. A predição apontou valores entre 650 e 730 g.kg⁻¹ no topo da área, enquanto que na meia encosta o teor reduziu para 450 a 600 g.kg⁻¹ e nas baixadas variava entre 160 e 350 g.kg⁻¹. Avaliando o mapa de geologia da área (ANEXO D), nota-se a presença de siltitos nas baixadas, enquanto há presença de diabásio no topo. Este fato pode explicar a redução no teor de argila conforme as amostras se aproximam do sopé.

O gradiente textural calculado a partir da razão entre os valores preditos das camadas A e B apresentaram no topo valores em torno de 1,0. Concordando assim com o mapeamento de campo, o qual indicou a presença de Latossolos com textura argilosa, estes que por definição (EMBRAPA, 2006) apresentam gradiente abaixo de 1,5. Na meia-encosta os valores correspondem a aproximadamente 1,2, atingindo em alguns casos 2,5. Tendo em vista que, nesta posição do relevo observou-se predominância de Nitossolos e em alguns casos ocorrência de Argissolos, os valores preditos mostraram-se coerentes. No sopé estes valores são menores, sendo em alguns casos inferiores a 1. Este fato era esperado, uma vez que, neste ponto da paisagem foi observado a existência de Cambissolos.

4.3.5.2 Determinação do teor de ferro total

As bandas espectrais que mais influenciaram no modelo de determinação do ferro são indicadas na figura 11b, na qual observa-se os espectros de regressão (coeficientes b). Nota-se que houveram poucos picos, concentrados principalmente na faixa entre 450 - 650 nm, e outro pouco acentuado no comprimento de onda de 1391 nm. Resultados semelhantes foram encontrados por Bartholomeus; Epema e Schaepman (2007), que ao quantificar o teor de óxidos de ferro baseado em curvas espectrais obtidas em laboratório, em solos localizados ao sul da Espanha, indicou as bandas entre 350 e 600 nm e 850 a 970 nm como as mais importantes. Stoner e Baumgardner (1981), ao estudarem duas classes de

Latossolos brasileiros, observaram bandas de absorção atribuídas aos óxidos de ferro em 400 a 550nm e em 650nm e 850nm. Os resultados deste trabalho são reforçados pelos autores acima, os quais encontraram relação entre o teor de ferro total e as bandas espectrais na região do visível, as quais apresentam relação com óxidos de ferro.

O cálculo do r^2 apresentou valor de 0,67, o qual, de acordo com Sayes; Mouazen e Ramon (2005) corresponde a valores aceitáveis. Udelhoven; Emmerling e Jarmer (2003), trabalhando com amostras pertencentes a um campo experimental no sudoeste da Alemanha, obtiveram r^2 entre 0,75 e 0,84 para calibrações utilizando PLSR e espectros na faixa do VIS-NIR. O RPD do modelo em questão corresponde a 1,67, sendo que Sayes; Mouazen e Ramon (2005) indicaram valores de RPD entre 1,5 e 2,0, como úteis em relação à acurácia das predições. Já o RMSE obtido indica uma variação de 5,7 g.kg⁻¹ no valor predito de ferro em relação ao determinado. Tendo em vista que este valor mostra-se alto, os teores preditos por este modelo em alguns casos podem apresentar-se sub ou mesmo superestimado.

As determinações do teor de ferro nas topossequências (Tabela 8) apresentam-se coerentes, sendo que os maiores valores de ferro localizam-se no topo, onde o solo tem contribuição do Diabásio para sua formação. Tal fato está de acordo com Lobo (1983), o qual avaliando uma topossequência na região de Piracicaba encontrou teores de ferro em torno de 20 g.kg⁻¹, para solos derivados de diabásio. Conforme as amostras distanciam-se dos locais mais altos, o teor tende a diminuir, atingindo em alguns casos 3,0 g.kg⁻¹. Sendo assim, apesar de não ser preciso, o modelo de predição é capaz de detectar variações sutis nos teores do elemento e indicar a tendência ocorrente.

Tabela 8 - Caracterização das amostras representativas quanto ao teor de argila e ferro total, gradiente textural e minerais presentes na amostra, determinados a partir de dados espectrais

Topossequência	AR ⁽¹⁾	Argila ⁽²⁾	Gradiente	Fe ₂ O ₃ ⁽²⁾	Minerais
A	1	736	1,1	19,9	Maghemita, Hematita
	2	484	1,2	7,6	Maghemita, Hematita
	3	468	2,3	6,4	Maghemita, Hematita
	4	205	0,8	6,9	Caulinita, Ilita, Hematita, Goetita, Vermiculita e Maghemita
B	1	650	0,9	15,9	Maghemita, Hematita
	2	698	1,1	18,9	Maghemita, Hematita
	3	720	1,2	17,7	Maghemita, Hematita
	4	598	1,1	8,9	Maghemita, Hematita
	5	150	0,4	12,8	Hematita, Maghemita, Ilita, Goetita, Vermiculita
C	1	698	1	16,8	Maghemita, Hematita
	2	651	1,3	5,4	Maghemita, Hematita
	3	468	2,2	3,1	Hematita, Caulinita e Goetita
D	1	676	1,1	17,1	Maghemita, Hematita
	2	725	1,5	7,7	Maghemita, Hematita
	3	267	0,8	5,4	Goetita, Caulinita
E	1	678	1,2	14,6	Maghemita, Hematita, Caulinita, Ilita, Hematita, Goetita e Vermiculita
	2	503	1,4	6,7	Vermiculita
	3	791	1,3	8,2	Maghemita, Hematita
	4	586	1,4	0,5	-
	5	348	1,5	3,9	Caulinita, Ilita, Goetita, Hematita, Vermiculita e Maghemita

(1) Amostra Representativa; (2) valores medidos em g.kg⁻¹

4.3.5.3 Determinação da composição mineralógica da fração argila do solo

Sabe-se que o espectro eletromagnético do solo possui forte relação com sua composição mineralógica, e pode ser utilizado para inferir minerais existentes nas amostras de solo. Na tabela 8 é indicada a composição mineralógica das amostras representativas para as diferentes topossequências estudadas. De maneira geral, a técnica indicou o predomínio de hematita e maghemita nos solos localizados no topo e meia encosta, sendo

isso observado na composição mineralógica das amostras de 1 e 2 das topossequências estudadas (Tabela 8). Em contrapartida, minerais como caulinita e gibbsita não foram encontrados. Resultados encontrados por Lobo (1983), corroboram com os obtidos neste estudo, uma vez que avaliando um Latossolo da região de Piracicaba, derivado de Diabásio, apontou a presença da maghemita. No entanto, o mesmo autor indica a caulinita como mineral predominante nestes solos.

Minerais como a vermiculita, illita, caulinita e goetita foram detectados principalmente no sopé (amostras 4 e 5 das topossequências estudadas), onde a maior proximidade com o material de origem e restrições dos processos de intemperismo acarretaram a constituição predominante de mineralogia 2:1 e 1:1. Vidal Torrado (1994), ao avaliar uma topossequência na mesma região deste estudo, na qual se encontravam no sopé solos derivados de Siltitos da formação Tatuí indicou a presença de mineralogia mista 2:1 (Illita) e 1:1 (Caulinita), concordando assim com os resultados encontrados neste estudo.

4.4 Conclusões

- 1- A metodologia avaliada foi capaz de diferenciar os solos e estabelecer limites nas topossequências, estes apresentando similaridades com o método convencional;
- 2- Latossolo Vermelho férrico e Nitossolo Vermelho férrico em alguns casos não foram separados, indicando uma provável semelhança em seus comportamentos espectrais;
- 3- O comportamento espectral dos solos varia conforme sua posição na topossequência, sendo tal fato observado nas feições do espectro centralizadas nos comprimentos de onda de 500 nm, 1400nm e 1900 nm, 2200nm e 2265nm;
- 4- Os modelos de predição de argila e ferro, calibrados através de BE, apresentaram bom desempenho na validação e foram capazes de indicar variações nos teores das amostras representativas;
- 5- A ferramenta *spectral analyst* permite uma identificação coerente dos minerais existentes, no entanto mais estudos são necessários para a implementação da técnica, principalmente no que concerne a detecção da gibbsita;
- 6- A metodologia aqui apresentada tem potencial para ser implementada em levantamentos pedológicos, tornando-se assim uma ferramenta útil.

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, p.92-101, 1991.
- BARBIERI, V.; VILLA, N.A. Climatologia e a cana-de-açúcar . In: PLANALSUCAR - Coordenadoria Regional Sul – COSUL, Araras-SP, 1977. p.1-22.
- BARTHOLOMEUS H.; EPEMA, G.; SCHAEPMAN, M. Determining iron content in Mediterranean soils in partly vegetated areas, using spectral reflectance and imaging spectroscopy. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, Amsterdam, v. 9, p. 194-203, 2007.
- BAUMGARDNER, M.F.; SILVA, L.F.; BIEHL, L.L.; STONER, R. Reflectance properties of soils. **Advances in Agronomy**, Newark, v.38, p.1–44, 1985.
- BELLINASO, H. **Biblioteca spectral de solos e sua aplicação na quantificação de atributos e classificação**. 2009. 264 p. Dissertação (Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2009.
- BEN-DOR, E.; BANIN, A. Near-infrared analysis as a rapid method to simultaneously evaluate several soil properties. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 59, p.364–372, 1995.
- BEN-DOR, E.; BANIN, A. Near-infrared reflectance analysis of carbonate concentration in soils. **Applied spectroscopy**, New York, v. 44, p. 1064–1069, 1990.
- BEN-DOR, E.; HELLER, D.; CHUDNOVSKY, A. A novel method of classifying soil profiles in the field using optical means. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 72, p. 1113–1123, 2008.
- BEZDEK, J.; EHRLICH, R.; FULL, W. FCM: The fuzzy c-means clustering algorithm. **Computers & Geosciences**, Oxford, v. 10, p. 191-203, 1984.
- BHATTI, A.U.; MULLA, D.J.; FRAZIER, B.E. Estimation of soil properties and wheat yields on complex eroded hills using geostatistics and thematic mapper images. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 37, p. 181-191, 1991.
- BOWERS, S.A.; HANKS, R.J. Reflection of radiant energy from soils. **Soil Science**, Baltimore, v. 100, p. 130–138, 1965.
- BREGT, A.K.; BOUMA, J.; JELLINEK, M. Comparison of thematic maps derived from a soil map and from kriging of point data. **Geoderma**, Amsterdam, v. 39, p. 281-291, 1987.
- BROWN, D.J.; SHEPHERD, K.D.; WALSH, M.G.; DEWANE MAYS, M.; REINSCH, T.G. Global soil characterization with Vis-NIR diffuse reflectance spectroscopy. **Geoderma**, Amsterdam, v. 132, p. 273-290, 2006.

- BURROUGH, P.A.; VAN GAANS, P.; HOOTSMANS, R. Continuous Information classification in soil survey: Spatial correlation, confusion and boundaries. **Geoderma**, Amsterdam, v. 77, p. 115–135, 1997.
- CAMARGO, A.O.; MONIZ, A.C.; JORGE, J.A.; VALADARES, J.M. **Métodos de análise química, mineralógica e física de solos do IAC**. Campinas: Instituto Agrônômico, 1986. 94p. (IAC. Boletim Técnico, 106).
- CAMPBELL, N.A.; MULCAHY, M.J.; MCARTHUR, W.M. Numerical classification of soil profiles on the basis of field morphological properties. **Australia Journal of Soil Research**, Melbourne, v. 8, p.43-58, 1970.
- CAMPOS, R.C.; DEMATTÊ, J.A.M.; QUARTAROLI, C.F. Determinação indireta do teor de hematita no solo a partir de dados de colorimetria e radiometria. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 38, p. 521 - 528, 2003.
- CHANG, C.W.; LAIRD, D.A.; MAUSBACH, M.J.; HURBURGH, C.R. Near-infrared reflectance spectroscopy-principal components regression analyses of soil properties. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v.65, p. 480–490, 2001.
- CLARK, R.N.; GALLAGHER, A.J.; SWAYZE, G.A. Material absorption band depth mapping of imaging spectrometer data using the complete band shape least-squares algorithm simultaneously fit to multiple spectral features from multiple materials: In :ION: AIRBORNE VISIBLE/INFRARED IMAGING SPECTROMETER (AVIRIS) WORKSHOP, 3., 1990.**Proceedings...** JPL Publication, 1990. p. 90-54; p. 176 – 186,
- CLARK, R.N.; ROUSH, T.L. Reflectance spectroscopy: quantitative analysis techniques for remote sensing applications. **Journal of Geophysics Research**, Washington, v. 89, p. 6329-6340, 1984.
- CLARK, R.N.; SWAYZE, G.A.; GALLAGHER, A.J.; KING, T.V.V.; CALVIN, W.M. **The U. S. Geological Survey, Digital Spectral Library**: Version 1: 0.2 to 3.0 microns, U.S. Geological Survey Open File Report 93-592, 1993. 1340 p.
- COHEN, M.; MYLAVARAPU, R.S.; BOGREKCI, I.; LEE, W.S.; CLARK, M.W. Reflectance spectroscopy for routine agronomic soil analyses. **Soil Science**, New Jersey, v. 172, p. 469-485, 2007.
- COZZOLINO, D.;MORON, A. The potential of near-infrared reflectance spectroscopy to analyse soil chemical and physical characteristics. **Journal of Agricultural Sciences**, Cambridge, v. 140, p. 65-71, 2007.
- CRÓSTA, A.P. **Processamento digital de imagens de sensoriamento remoto**. Campinas: IG/UNICAMP, 1992. 170 p.
- DALMOLIN, R.S.D. **Matéria orgânica e características físicas, químicas, mineralógicas e espectrais de Latossolo de diferentes ambientes**. 2002. 151 p. Tese

(Doutorado em Ciência do Solo) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2002.

DALMOLIN, R.S.D.; GONÇALVES, C.N.; KLAMT, E.; DICK, D.P. Relação entre os constituintes do solo e seu comportamento spectral. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 35, p. 481-489, 2005.

DEMATTÊ J.A.M.; EPIPHANIO, J.C.N.; FORMAGGIO, A.R. Influência da matéria orgânica e formas de ferro na reflectância de solos tropicais. **Bragantia**, Campinas, v. 62, p. 451-464, 2003.

DEMATTÊ, J.A.M. **Reflectância spectral de solos**. 1999. Tese (Doutorado em Livre Docência) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 1999.

DEMATTÊ, J.A.M.; COOPER, M.; MAULE, R.F.; FIORIO, P.R. Caracterization des sols dans une toposéquence sun diabase através la reflectance spectral. In: CONGRESS MONDIAL DE SCIENCE DU SOL, 1998. Montpellier, France. **Proceedings...** Montpellier, France, 1998. 1 CD-ROM.

DEMATTÊ, J.A.M.; GRACIA, G.J. Alteration of soil properties through a weathering sequence as evaluated by spectral reflectance. **Soil Science Society of American Journal**, Madison, v. 63, p. 327-342, 1999.

DEMATTÊ, J.A.M.; SOUZA A.; ALVES, M.C.; NANNI, M.R.; FIORIO, P.; CAMPOS, R.C. Determining soil water status and other soil characteristics by spectral proximal sensing.. **Geoderma**, Amsterdam, v. 135, p. 179-195, 2006.

DEMATTÊ, J.A.M.; CAMPOS, R.C.; ALVES, M.C.; FIORIO P.R.; NANNI, M.R. Visible–NIR reflectance for soil evaluation. **Geoderma**, Amsterdam. v. 121, p. 95–112, 2004.

DIMITRIADOU, E., HORNIK, K., LEISCH, F., MEYER, D.; WEINGESSEL, A. **e1071: Misc Functions of the Department of Statistics (e1071), TU Wien, r package version 1.5-18**, 2008. Disponível em: <<http://cran.r-project.org/web/packages/e1071/index.html>> Acesso em : 15 dez. 2010.

EHSANI, M.R.; UPADHYAYA, S.K.; SLAUGHTER, D.; SHAFII, S.; PELLETIER, M. A NIR technique for rapid determination of soil mineral nitrogen. **Precision Agriculture**, New York, v. 1, p.217–234, 1999.

EMBRAPA. **Sistema brasileiro de classificação de solos**. 2.ed. Rio de Janeiro: EMBRAPA Solos, 2006. 306p.

ESRI, ArcGIS Desktop Developer Guide ArcGIS 9. ESRI Press, Redlands, California, 2006. 1 CD-ROM.

FERNANDEZ-PIERNA, J.A.; DARDENNE, P. Soil parameter quantification by NIRS as a Chemometric challenge at 'Chimiometrie 2006', **Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems**, Amsterdam, v. 91, p. 94-98, 2008.

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

FONTES, M.P.F.; CARVALHO JUNIOR, I.A. Coour attributes and mineralogy characteristics, evaluated by radiometry, of highly weathered tropical soils. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v.69, p. 1162-1172, 2005.

GOETZ, A.F.H.; CURTISS, B.; SHILEY, D.A. rapid gangue mineral concentration measurement over conveyors by NIR reflectance spectroscopy. **Minerals Engineering**, Oxford, v. 22, p. 490-499, 2009.

GROENIGEN, J.W.; MUTTERS, C.S.; HORWATH, W.R.; KESSEL, C. NIR and DRIFT-MIR spectrometry of soils for predicting soil and crop parameters in a flooded field. **Plant Soil**, Dordrecht, v. 250, p.155-165, 2003.

GROVE, C.I.; HOOK, S.J.; TAYLOR, E.D. **Laboratory reflectance of 160 minerals, 0.4 to 2.5 micrometers**. Pasadena: National Aeronautics and Space Administration, 1992. 355p.

HAALAND, D.M.; THOMAS, E.V. Partial Least-Square methods for spectral analyses. Relation to other quantitative calibration methods and the extraction of qualitative information. **Analytical Chemistry**, Washington, v. 60, p. 1193-1202, 1988.

HAUFF, P.L.; KAUSE, F.A.; THIRY, M. Spectral identification and characterization of kaolinite/ smectite clays in weathering environments, In: AUSTRALIAN REMOTE SENSING CONFERENCE, 5., 1990. Perth. **Proceedings ...** Perth: Environmental Research Institute of Michigan, 1990. p. 898-905.

HUNT, G.R. Near-infrared (1.3-2.5 μm) spectra of alteration minerals – potential for use in remote sensing. **Geophysics**, Ulsa, v. 44, p. 1974-1986, 1979.

HUTCHINSON, M.F. Development of a continent-wide DEM with applications to terrain and climate analysis. In: GOODCHILD (Ed.). **Environmental Modeling with GIS**, New York: Oxford University Press, 1993. p. 392-399.

ISLAM, K.; McBRATNEY, A.B.; SINGH, B. Rapid estimation of soil variability from the convex hull biplot area of topsoil ultra-violet, visible and near-infrared diffuse reflectance spectra. **Geoderma**, Amsterdam, v. 128, p. 249-257. 2005.

ISLAM, K.; SINGH, B.; McBRATNEY, A. Simultaneous estimation of several properties by ultra-violet, visible, and near-infrared reflectance spectroscopy. **Australian Journal of Soil Research**, Sidney, v. 41, p. 1101-1114, 2003.

- JACOMINE, P.K.T. É preciso investir na formação de novos pedólogos. **Boletim Informativo SBSCS**, v. 24, p. 21-22, 1999.
- JANIK, L.J.; MERRY, R.H.; SKJEMSTAD, J.O. Can mid infrared diffuse reflectance analysis replace soil extractions? **Australian Journal of Experimental Agriculture**, Collingwood, v. 38, p. 681–696, 1998.
- KING, D. ; JAMAGNE, M. ; ARROUAYS, D. ; BORNAND, D. ; FAVROT, J.C. ; HARDY, R. ; LE BAS, C. ; STENGEL, P. Inventaire cartographique et surveillance des sols en France. Etat d'avancement et exemples d'utilisation. **Étude et Gestion des Sols**, Paris, v. 6, p. 215– 228, 1999.
- KRISCHENKO, V.P.; SAMOKHVALOV, S.G.; FOMINA, L.G.; NOVIKOVA, G.A. Use of infrared spectroscopy for the determination of some properties of soil. In: MURRAY, I.; COWE, L. A (Ed.). **Making Light Work: Advances in near Infrared Spectroscopy**. Scotland: Aberdeen, 1992. p. 239–249.
- LINDBERG, J.D.; SNYDER, D.G. Diffuse reflectance spectra of several clay minerals. **American Mineralogist**, Washington, p. 485-493, 1972.
- LOBO, A.E.M. **Relações solos-superfícies fisiográficas em uma topossequência de Piracicaba, SP**. 1983. 212p. Tese (Doutorado em Solos e Nutrição de Plantas) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 1983.
- MADARI, B.E.; REEVES, J.B.; MACHADO, P.L.O.; GUIMARAES, C.M.; TORRES, E.; MCCARTY, G.W. Mid- and near-infrared spectroscopic assessment of soil compositional parameters and structural indices in two Ferralsols. **Geoderma**, Amsterdam, v.136, p.245-259, 2006.
- MADEIRA NETTO, J. da S.; BAPTISTA, G.M. de M. **Reflectância espectral de solos**. Planaltina: EMBRAPA Cerrados, 2000. 55p.
- MATHEWS, H.L.; CUNNINGHAM, R.L.; PETERSEN, G.W. Spectral reflectance of selected Pennsylvania soils. **Soil Science Society of American Proceedings**, Madison, v. 37, n. 2, p. 421-424, 1973.
- MCBRATNEY, A.B.; SANTOS, M.L.M.; MINASNY, B. On digital soil mapping. **Geoderma**, Amsterdam, v. 117, p. 3-52, 2003.
- MEZZALIRA, S. **Folha Geológica de Piracicaba : SF 23-M 300**. São Paulo: Instituto Geográfico e Geológico do Estado de São Paulo. 1966. 1 mapa. Escala 1:100.000.
- MONTGOMERY, O.L. **An investigation of the relationship between spectral reflectance and chemical, physical and generic characteristics of soil**. 1976. 148p. Thesis (PhD in Soil Science) – Purdue University, West Lafayette, 1976.

MORON, A.; COZZOLINO, D. Exploring the use of near infrared reflectance spectroscopy to study physical properties and microelements in soils. **Journal of Near Infrared Spectroscopy**, New York, v. 11, p. 145–154, 2003.

MOUAZEN, A.M., MALEKI; M.R., DE BAERDEMAEKER, J.; RAMON, H. On-line measurement of some selected soil properties using a VIS-NIR sensor. **Soil Tillage Resources**, London, v. 93, p. 13–27, 2007.

MOUAZEN, A.M.; de BAERDEMAEKER, J.; RAMON, H. Effect of wavelength range on the measurement accuracy of some selected soil constituents using visible-near infrared spectroscopy. **Journal of Near Infrared Spectroscopy**, New York, v. 14, p. 189–199, 2006.

NANNI, M.R. **Dados radiométricos obtidos em laboratório e no nível orbital na caracterização e mapeamento de solos**. 2000. 365 p. Tese (Doutorado em Solos e Nutrição de Plantas) - Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2000.

NANNI, M.R.; DEMATTÊ, J.A.M.; FIORIO, P.R. Análise discriminante dos solos por meio da resposta espectral no nível terrestre. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.39, p.995-1006, 2004.

NOVO, E.M.L.M. **Sensoriamento Remoto: princípios e aplicações**. 3 ed. São Paulo: Blucher, 2008. 308p.

OLIVEIRA, J.B.; PRADO, H. **Carta pedológica de Piracicaba**. Secretaria da Agricultura. Campinas: Instituto Agrônômico de Campinas, 1989. escala 1:100.000

OLIVEIRA, V.A. O Brasil carece de novos pedólogos. **Boletim Informativo**, Viçosa, v.25, p. 25-28, 1999.

PEREIRA, A.G.; GÓMEZ, A.H.; HE, Y. Near-infrared spectroscopy potential to predict N, P, K and OM content in a loamy mixed soil and its combination with precision farming. In :CIGR INTERNATIONAL CONFERENCE, 2004. Beijing, **Proceedings...**Beijing, China. 2004. 1 CD-ROM.

PIRIE, A.; SINGH, B.; ISLAM, K. Ultra-violet, visible, near-infrared, and mid-infrared diffuse reflectance spectroscopic techniques to predict several soil properties. **Australia Journal of Soil Research**, Melbourne, v. 43, p. 713–721, 2005.

R DEVELOPMENT CORE TEAM: **R: A Language and Environment for Statistical Computing**, R Foundation for Statistical Computing, Vienna, 2008. Acesso em: <<http://www.R-project.org>, ISBN 3- 900051-07-0>. Acesso em:16 dez. 2010.

RAIJ, B. van.; ANDRADE, J.C.; CANTARELA, H.; QUAGGIO, J.A. **Análise química para avaliação de solos tropicais**. Campinas: IAC, 2001. 285p.

RAMÍREZ-LÓPEZ, L. **Pedologia quantitativa: espectrometria VIS-NIR-SWIR e mapeamento digital de solos**. 2009. 171 p. Dissertação (Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2009.

RESEARCH SYSTEMS, INC (RSI). The Environment for Visualizing Images – ENVI. Boulder, 2008.

REUSSER, D. **Tiger**: Analysing time series of grouped errors, r package version 0.1, 2009. Disponível em: <<http://cran.r-project.org/web/packages/tiger/index.html>> Acesso em: 20 dez. 2010.

RIVERO, R.G; GRUNWALD, S; BRULAND, G.L. Incorporation of spectral data into multivariate geostatistical models to map soil phosphorus variability in a Florida wetland. **Geoderma**, Amsterdam, v.140. p.428–443, 2007.

SANTOS, R.D.; LEMOS, R.C.; SANTOS; H.G.; KER, J.C.; ANJOS, L.H.C. **Manual de descrição e coleta de solo no campo**. 5.ed. Viçosa: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 2005. 100p.

SAYES, W.; MOUAZEN, A.M.; RAMON, H. Potential for onsite and online analysis of pig manure using visible and near infrared reflectance spectroscopy. **Biosystems Engineering**, Cambridge, v. 91, p.393-402, 2005.

SHEPHERD, K.D.; WALSH, M.G. Development of reflectance spectral libraries for characterization of soil properties. **Soil Science Society of American Journal**, Madison, v.66, p. 988–998, 2002.

SHIBUSAWA, S.; SATO, H.P., HIRAKO, S.; OTOMO, A.; SASAO, A. A revised soil spectrophotometer. In: IFAC BIO-ROBOTICS, INFORMATION TECHNOLOGY AND INTELLIGENT CONTROL FOR BIO PRODUCTION SYSTEMS”, Sakai, Osaka, Japan, 2000. p. 231–236..

STENBERG, B.; VISCARRA ROSSEL, R.A.; MOUAZEN A.M.; WETTERLIND J. Visible and Near Infrared Spectroscopy in Soil Science. In SPARKS, D. L. (Ed.). **Advances in Agronomy**, Burlington: Academic Press, 2010. p. 163-215. Disponível em: [http://dx.doi.org/10.1016/S0065-2113\(10\)07005-7](http://dx.doi.org/10.1016/S0065-2113(10)07005-7). Acesso em: 10 nov. 2010.

STONER, E.R. **Physicochemical, site and bi-directional reflectance factor characteristics of uniformly moist soils**. 1979. 132p. Thesis (PhD in Soil Science) - Purdue University, Purdue, 1979.

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.

SUMMERS, D. Visible near-infrared reflectance spectroscopy as a predictive indicator of soil properties. **Ecological Indicator**, Georgia, 2009, doi:10.1016/j.ecolind.2009.05.001

- UDELHOVEN, T.; EMMERLING, C.; JARMER, T. Quantitative analysis of soil chemical properties with diffuse reflectance spectrometry and partial least-square regression: A feasibility study. **Plant Soil**, Dordrecht, v. 251, 319–329, 2003.
- VÅGEN, T.G.; SHEPHERD, K.D.; WALSH, M.G. Sensing landscape level change in soil fertility following deforestation and conversion in the highlands of Madagascar using VIS-NIR spectroscopy. **Geoderma**, Amsterdam, v.133, p. 281-294. 2006.
- VIDAL TORRADO, P. **Pedogênese e morfogênese no Distrito de Tupi (Piracicaba-SP)**. 1994. 212p. Tese (Doutorado em Solos e Nutrição de Plantas). – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 1994.
- VISCARRA ROSSEL R.A.; MCBRATNEY A.B. Diffuse reflectance spectroscopy as a tool for digital soil mapping. In: HARTEMINK A.E, MCBRATNEY A.B.; MENDONÇA-SANTOS L. (Ed.). **Digital soil mapping with limited data**. Amsterdam: Springer, 2008. p. 165-172; p. 381-396.
- VISCARRA ROSSEL, R.A.; WALVOORT, D.J.J., MCBRATNEY, A.B., JANIK, L.J.; SKJEMSTAD, J. O. Visible, near infrared, mid infrared or combined diffuse reflectance spectroscopy for simultaneous assessment of various soil properties. **Geoderma**, v.131, p.59–75, 2006a.
- VISCARRA ROSSEL, R. A.; BEHRENS, T. Using data mining to model and interpret soil diffuse reflectance spectra. **Geoderma**, Amsterdam, v. 158, p. 46-54, 2010.
- VISCARRA ROSSEL, R.A.; CATTLE, S.R.; ORTEGA, A.; FOUAD, Y. In situ measurements of soil colour, mineral composition and clay content by vis-NIR spectroscopy. **Geoderma**, Amsterdam, v. 150, p. 253–266, 2009.
- VISCARRA ROSSEL, R.A.; MCGLYNN, R.N.; MCBRATNEY, A.B. Determining the composition of mineral-organic mixes using UV-Vis-NIR diffuse reflectance spectroscopy. **Geoderma**, Amsterdam, v.137, p.70–82, 2006b.
- VISCARRA ROSSEL, R.A.; MINASNY, B.; ROUDIER, P.; MCBRATNEY, A.B. Colour space models for soil science. **Geoderma**, Amsterdam, v. 133, p. 320–337, 2006b.
- VISCARRA ROSSEL, R. The Soil Spectroscopy Group and the development of a global soil spectral library. **Pedometron**, Sydney, v. 25, p. 28-31, 2008.
- VISCARRA ROSSEL, R.A. ParLeS: Software for chemometric analysis of spectroscopic data. **Chemometrics Intelligent Laboratory Systems**, Amsterdam, v.90, p.72-83, 2008.
- WOLD, H. **Systems under indirect observation**. Amsterdam: Elsevier, 1982. 1v.
- XIE, X.; BENI, G.: A validity measure for fuzzy clustering, **IEEE T. Pattern analysis and applications**, London, v. 13, p.841-847, 1991.

5 DADOS ESPECTRAIS E ATRIBUTOS DO TERRENO AVALIADOS POR ESTATÍSTICA FUZZY E REDES NEURAIIS NO MAPEAMENTO DIGITAL DE SOLOS

Resumo

A atual carência por mapas de solo, conciliada à alta demanda por tal informação exige o desenvolvimento de técnicas capazes de reduzir o custo e acelerar o processo de mapeamento. Assim o objetivo deste trabalho foi classificar os solos da área de estudo, com auxílio de curvas espectrais, e em seguida gerar um mapa digital de solos utilizando os parâmetros do terreno. Para tanto, em uma área de 300 ha foram estabelecidas cinco topossequências e as amostras foram coletadas distantes 30 metros entre si, nas profundidades de 0-20 cm e 80-100 cm. As análises químicas e granulométrica foram realizadas, e estas somadas a observações de campo permitiram estabelecer os limites do solo de acordo com a metodologia convencional. Em seguida as curvas espectrais das amostras foram obtidas. Os dados espectrais serviram de subsídio para a realização de uma análise de agrupamento pelo método Fuzzy k-médias. Este algoritmo não só classificou as amostras de acordo com seu comportamento espectral, como também permitiu selecionar quais as amostras de cada grupo são as mais representativas. Tal seleção tomou como critério os pontos amostrais com maior grau de pertinência. Em seguida, as amostras representativas foram avaliadas em relação aos seus atributos físico-químicos e classificadas quanto à classe de solo. Sendo assim, as amostras pertencentes a cada um dos grupos adquiriram a mesma classificação que sua respectiva amostra representativa. Em paralelo, atributos do terreno foram derivados, utilizando como base um modelo digital de elevação previamente desenvolvido. O próximo passo foi treinar o algoritmo de redes neurais para que o mesmo fosse capaz de prever a classe de solo baseando-se nos parâmetros do terreno. A partir daí o algoritmo foi aplicado em toda a área de estudo, obtendo-se assim o mapa de solos digital. A classificação dos solos com auxílio do espectro indicou a presença de 5 classes de solo na área, sendo elas Latossolo Vermelho férrico, Nitossolo Háptico, Argissolo Vermelho Amarelo, Nitossolo Bruno e Cambissolo Háptico. A classificação auxiliada pelo espectro deteve boa concordância com os solos determinados convencionalmente. No entanto, algumas classes não foram corretamente discriminadas, entre elas o Gleissolo. Além disso, o Nitossolo Vermelho férrico foi confundido com o Latossolo Vermelho férrico em 76% dos casos. Comparando o mapa digital com o convencional, foi observado índice de concordância kappa com valor de 0,6, sendo este valor considerado muito bom. Nota-se também que a concordância dos mapas diminui quando os solos são classificados até 3º nível categórico. Sendo assim, a técnica mostrou-se válida, representando de maneira coerente a variabilidade espacial de solos.

Palavras-chave: Comportamento espectral; Classe de solo; Parâmetros do terreno; Mapa digital de solos

SPECTRAL DATA AND TERRAIN ATTRIBUTES EVALUATED BY FUZZY K-MEANS AND NEURAL NETWORKS ON DIGITAL SOIL MAPPING

Abstract

The current lack of soil maps and the high demand for such information requires the development of techniques to reduce cost and accelerate the mapping process. The aim of this study was to classify the soils of the study area, with the aid of spectral curves, and then generate a digital soil map using terrain attributes. We established in an area of 300 ha five topossequences and samples were collected every 30 meters, at 0-20 cm and 80-100 cm. The granulometry and soil chemical properties were analyzed. These, coupled with field observations allowed to determine the limits of the soil according to conventional methodology. Then the spectral curves of the samples were obtained. The spectral data were useful for performing a cluster analysis by fuzzy k-means method. This algorithm not only classified the samples according to their spectral behavior, but also allowed to select which samples of each group are the most representative. The criterion to select representative sampling points was the membership function. Then, representative samples were analyzed in relation to their physical and chemical attributes and classified according to soil class. Thus, the samples belonging to each group got the same classification as their respective representative sample. In parallel, terrain attributes were derived, using a digital elevation model previously developed. Later we trained a neural network algorithm so that it was able to predict the soil classes, based on the terrain attributes parameters. After that we applied the algorithm in all the study area resulting in a digital soil map. The classification of soils based on spectra indicated the presence of five classes of soil in the area, Latossolo Vermelho férrico, Nitossolo Háplico, Argissolo Vermelho Amarelo, Nitossolo Bruno e Cambissolo Háplico. The spectral classification presented good agreement with the conventionally classification. However, some classes were not correctly discriminated. In addition, the Nitossolo férrico was confused with the Latossolo férrico in 76% of cases. Comparing digital and conventional maps, it was observed a kappa index value of 0.6, which is considered very good. The similarity of the maps decreases when the soils are classified until the 3rd category level. Thus, the technique proved to be valid, representing the soil spatial variability.

Keywords: Spectral behavior; Soil class; Terrain parameters; Digital soil map

5.1 Introdução

O conhecimento do solo é essencial para a compreensão de processos relacionados a mudanças climáticas, adequação ambiental, e serviços ecossistêmicos. Além disso, o mesmo é chave para o uso sustentável da terra, permitindo produção racional de alimentos e bicompostíveis. Devido a sua importância, o tema solos corresponde atualmente a um tópico na agenda global (HARTEMINK; McBRATNEY; MENDONÇA-SANTOS, 2008; BOUMA, 2009).

Em contrapartida, nota-se uma carência muito grande relacionada a informações pedológicas, em diversas regiões do território nacional e também no mundo (RAMÍREZ-LÓPEZ, 2009). O recurso mais utilizado para avaliação das condições edáficas e de sua variabilidade são os mapas de solo, os quais agregam informações relacionadas à morfologia, atributos químicos e físicos. Segundo Mendonça-Santos e Dos Santos (2006), mapas de solo cobrindo todo o território nacional são encontrados somente em escala exploratória e esquemática. Não obstante, trabalhos como os de Demattê et al. (2004), Brown et al. (2006), Giasson; Inda Junior e Nascimento (2006) e Ben-Dor; Heller e Chudnovsky, (2008) indicam o alto custo e demora no processo de levantamento pedológico e confecção do produto final

Tendo em vista a problemática descrita acima, surge o mapeamento digital de solos (MDS), procedimento que segundo Lagacherie e McBratney (2006) corresponde à criação e popularização de sistemas de informações pedológicas, através do uso de métodos de campo e laboratório, conciliados a sistemas espaciais e não espaciais de inferência. Ramírez-López (2009) reforça este conceito afirmando que o MDS consiste do uso de funções estatísticas, as quais utilizem como variáveis para a predição de solos, informações de fácil obtenção e que apresentem resolução espacial adequada (modelos digitais de terreno, fotografias aéreas, imagens de satélite, dentre outros).

Dentre as informações passíveis de serem utilizadas no MDS observa-se a reflectância espectral na faixa do visível e infravermelho. Esta se baseia 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 assim um ótimo indicativo de variabilidade edáfica (ANDRONIKOV; DOBROVOLSKIY, 1991). Segundo Viscarra Rossel et al. (2009), outra vantagem da técnica é a capacidade de

obtenção de grande quantidade de dados, georreferenciados ou não, de forma barata e simples.

Muitos autores reconheceram a aplicabilidade da técnica e desde a década de 80 desenvolvem estudos com o objetivo de quantificar componentes do solo. Para tanto, utilizam métodos estatísticos multivariados e “mineração de dados”, maximizando assim o desempenho das predições. Atualmente diversas pesquisas indicam o potencial da técnica em estimar atributos do solo (CHANG et al., 2001; GROENIGEN et al., 2003; UDELHOVEN; EMMERLING; JARMER, 2003; DEMATTÊ et al. 2004; PEREIRA; GÓMEZ; HE, 2004; MOUAZEN; DE BAERDEMAEKER; RAMON, 2005, 2006; MADARI et al. 2006; VAGEN; SHEPHERD; WALSH, 2006; COZZOLINO; MORON, 2007; RIVERO; GRUNWALD; BRULAND, 2007; BEN-DOR; HELLER; CHUDNOVSKY, 2008; VISCARRA ROSSEL et al. 2009).

Recentemente outra aplicação foi atribuída ao espectro eletromagnético, sendo esta a caracterização direta da condição do solo. Como exemplo, pode-se citar Awiti et al. (2008), os quais utilizaram espectroscopia de infravermelho próximo como ferramenta para diagnosticar o potencial de uso do solo para agricultura e manejo. Neste caso, a técnica era capaz de indicar três condições, boa, razoável e insuficiente. Viscarra Rossel et al. (2010), por sua vez, propuseram uma técnica versátil para identificação de níveis de fertilidade, indicando se determinada área agricultável era muito fértil, fértil ou pobre, utilizando o método estatístico de árvores de regressão e curvas espectrais.

Alguns autores observando o potencial da curva espectral VIS-NIR em determinar as condições edáficas propuseram a identificação de classes de solo, baseando-se no seu comportamento espectral. Stoner e Baumgardner (1981) e Epiphanyo et al. (1992), desenvolveram bibliotecas espectrais de solos e associaram suas curvas a classes taxonômicas. Utilizando o conhecimento dos autores acima, Demattê et al. (2004), Ben-Dor; Heller e Chudnovsky, (2008) e Bellinaso (2009), realizaram classificação de solos através de análise visual do espectro. Já Nanni et al. (2004) e Fiorio et al. (2010), implementaram uma metodologia automatizada na determinação de solos por comportamento espectral. Neste caso, os autores obtiveram um algoritmo estatístico que determinava a classificação de amostras através de parâmetros da curva espectral.

O presente trabalho apresenta como objetivo determinar uma metodologia em mapeamento de solos por meio de dados espectrais aliado a atributos do relevo avaliados por estatística fuzzy e redes neurais.

Como hipótese, espera-se que as classes de solo determinadas pelo método espectral, para cada ponto amostral, apresentem concordância com às classes determinadas pelo método convencional. Além disso, espera-se que o mapa de solos digital apresente semelhanças com o mapa delimitado por método convencional.

5.2 Material e Métodos

O trabalho em questão é constituído por três fases metodológicas, sendo elas: (1) Aquisição de dados base e mapa convencional; (2) Classificação do solo, com auxílio do comportamento espectral; (3) Espacialização (mapeamento) das classes obtidas na fase 2 (Figura 1).

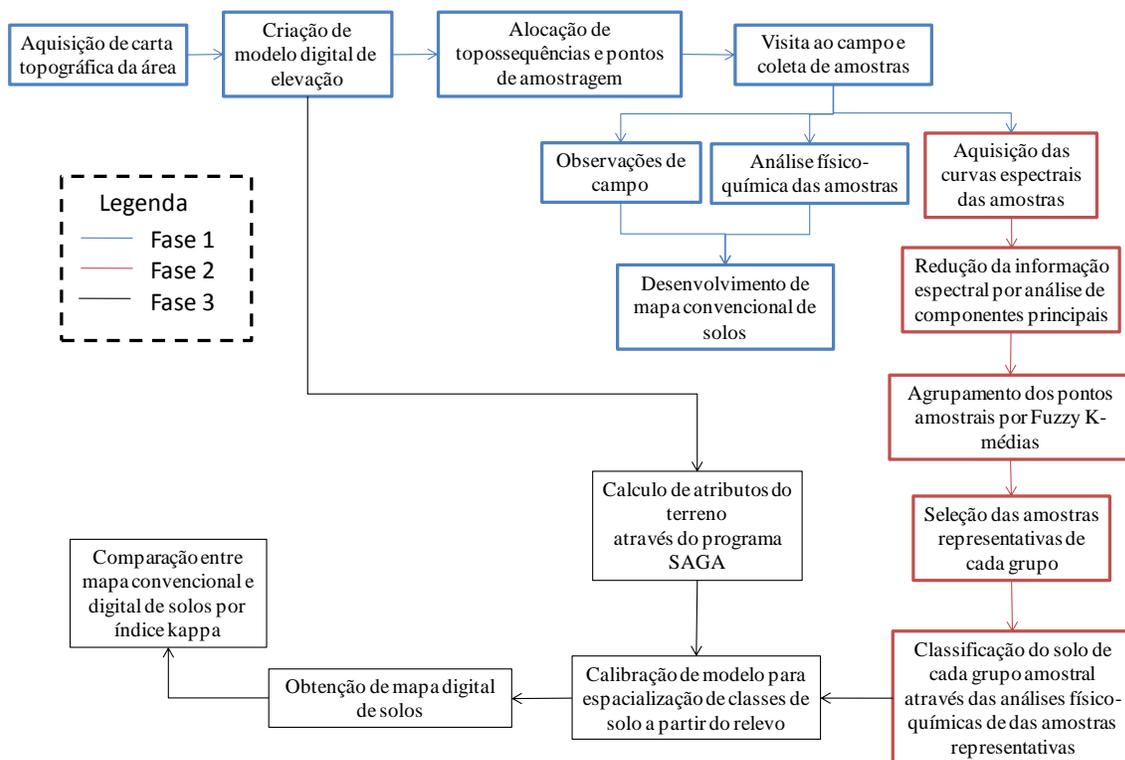


Figura 1 - Fluxograma ilustrando as fases de desenvolvimento do trabalho e seus respectivos passos metodológicos

5.2.1 FASE 1 - Aquisição de dados base, atributos de terreno e mapa convencional

5.2.1.1 Área de estudo

O estudo foi realizado na região de Piracicaba, estado de São Paulo. A área localiza-se entre as coordenadas 22°42'30" - 22°43'27" latitude sul e 47°33'32" - 47°34'45" longitude oeste. Possui aproximadamente 270 ha, nos quais foram observados Latossolo Vermelho férrico (LV), Nitossolo Vermelho férrico (NV), Nitossolo Háplico (NX), Nitossolo Bruno (NB), Argissolo Amarelo (PA) e Vermelho Amarelo (PVA), além de Cambissolo Háplico (CX), Gleissolo (GX) e Plintossolo (FF). A litologia encontrada na região corresponde a diabásios da formação Serra Geral, siltitos argilosos e argilitos da formação Tatuí, e argilitos laminados correspondentes a formação Irati (VIDAL TORRADO, 1994).

O clima caracteriza-se como Cwa, conforme o sistema Koopen, subtropical com inverno seco, compreendendo os meses de junho, julho e agosto, e verão chuvoso principalmente em novembro, dezembro e janeiro. A distribuição pluvial segue o regime típico das zonas tropicais de baixa altitude, com precipitações em torno de 1250 mm a 1500 mm anuais (BARBIERI ; VILLA NOVA, 1977).

5.2.1.2 Aquisição de dados topográficos

Os dados topográficos foram obtidos a partir de curvas de nível com equidistância vertical de 5 metros, hidrografia e pontos cotados contidos nas cartas topográficas do IGC, na escala de 1:10.000, no formato digital, referentes às folhas Piracicaba IV (SF-23-Y-A-IV-2-SE-E) e Vila Tupi (SF-23-Y-A-IV-2-SE-F).

Em seguida, as cartas foram inseridas no Sistema de Informações Geográficas ArcMap 9.2 (ESRI, 2006), e as curvas, hidrografia e cotas convertidas para o formato vetor. Utilizando a função TOPO to RASTER, os dados descritos acima foram utilizados para criação de um Modelo Numérico de Terreno (MNT). Tal função corresponde a um método de interpolação desenvolvido para criação de MNT, o qual se baseia no programa ANUDEM (HUTCHINSON, 1993).

5.2.1.3 Alocação dos pontos amostrais e coleta

Inicialmente foram selecionadas cinco topossequências representativas da área de estudo, as quais foram delineadas baseando-se no MNT, fotografia aérea na escala 1:35.000

e mapa de solos pré-existente (OLIVEIRA; PRADO, 1989). Estas topossequências foram digitalizadas e georreferenciadas no programa ArcGis 9.2 (ESRI, 2006), em seguida foram marcados pontos amostrais equidistantes de 30 metros ao longo das mesmas.

Tais pontos foram inseridos em sistema de posicionamento global (GPS) (PRO-XR sub-métrico), e as topossequências percorridas ponto a ponto. Utilizando-se trado holandês, foram coletadas amostras nas profundidades de 0-20 cm e 80-100 cm, perfazendo um total de 162 pontos amostrais.

5.2.1.4 Análises laboratoriais

As amostras foram secas em estufa a 50 °C por 48 horas e peneiradas, sendo as frações menores que 2 mm utilizadas para análises laboratoriais. Os teores de areia, silte e argila foram determinados a partir do método do densímetro (CAMARGO et al., 1986). Para as análises químicas, determinou-se pH em água e KCl, Ca^{2+} , Mg^{2+} , Al^{3+} , H^+ + Al^{3+} e matéria orgânica (MO) de acordo com Rajj et al. (2001). Em seguida, com base nos dados acima foi calculada a soma de bases (SB), capacidade de troca catiônica (CTC), saturação por bases (V%) e saturação por alumínio (m%). A cor da amostra úmida foi obtida utilizando-se um colorímetro minolta CR - 300, com chip para cor Munsell (CAMPOS; DEMATTÊ; QUARTAROLI, 2003).

5.2.1.5 Obtenção das curvas espectrais

Os dados espectrais dos solos foram obtidos em laboratório com o espectrômetro FieldSpec Pro (Analytical Spectral Devices, Boulder, Colo.). Tal equipamento é constituído por uma fibra ótica, detendo resolução espectral de 1 nm, realizando leituras no intervalo entre 350 nm e 2500 nm. A geometria do sistema foi baseada no posicionamento perpendicular do sensor em relação à amostra, mantendo entre ambos uma distância de 27 cm. A fonte de iluminação foi posicionada a 61 cm da amostra, formando um ângulo de 20° com o zênite. O padrão de referência absoluto foi uma placa de spectralon branca. As amostras foram medidas em triplicatas, promovendo o aumento da superfície do solo escaneada, e em seguida realizou-se a média das três curvas.

5.2.1.6 Obtenção do mapa de solos convencional

Para a caracterização dos solos nas topossequências, foram avaliados barrancos pertencentes a cortes de estrada, localizados próximos a área de estudo. Os mesmos foram descritos de acordo com Santos et al. (2005). Em seguida, utilizando as análises

granulométricas, químicas e observações de campo dos pontos amostrais, foram estabelecidas as unidades de mapeamento e suas respectivas classes de solo (EMBRAPA, 2006), obtendo-se assim o mapa de solos.

5.2.2 FASE 2 - Agrupamento de amostras por dados espectrais e determinação das classes de solo de cada grupo

O método descrito a seguir, utilizou uma técnica de classificação não supervisionada para agrupar os pontos amostrais utilizando somente informações espectrais. Em seguida, para cada grupo foi escolhida uma amostra representativa, esta teve seus atributos químicos e físicos avaliados e o respectivo solo classificado de acordo com EMBRAPA (2006).

5.2.2.1 Tratamento das informações espectrais

As variáveis utilizadas para o agrupamento dos pontos amostrais foram as curvas espectrais superficial e subsuperficial. No entanto, as mesmas correspondem a um volume de informação muito grande, uma vez que cada curva detém 2151 bandas, perfazendo um total de 4302 variáveis por ponto.

Sendo assim, foi necessário transformar os dados de cada ponto em um grupo de valores independentes, utilizando a análise de componentes principais (ACP) (WOLD, 1982). A compressão de informações para classificação numérica dos pontos amostrais seguiu sugestão de Campbell; Mulcahy e McArthur (1970).

Segundo Crósta (1993), a técnica de ACP tem como princípio determinar a variabilidade dos dados, verificar quais as relações de covariância existentes dentro de um conjunto de variáveis originais e reagrupar os dados originais de entrada em um novo e menor conjunto através de transformações que geram novas variáveis. O objetivo principal da técnica é sumarizar o conteúdo dos dados originais, eliminando as informações redundantes que neles houver.

5.2.2.2 Classificação dos pontos amostrais em grupos utilizando a técnica Fuzzy K-médias

O principal objetivo de se aplicar uma técnica de agrupamento é identificar amostras semelhantes de acordo com seus atributos medidos. Um método de agrupamento que busca, não somente identificar objetos semelhantes, mas também fornecer informações sobre como cada objeto classificado interage com os diversos grupos (clusters) existentes é o

Fuzzy k-médias (BEZDEK et al., 1984). Nesta técnica, os objetos são reconhecidos como pertencentes em maior ou menor grau, a todos os clusters.

O valor que indica a relação entre um objeto (i) e o cluster (k) é conhecido como grau de pertinência (μ_{ki}). Cada elemento da matriz de dados estudada é definido por x_{ij} , pelo número de cluster denominado K, e pelos centróides de cada cluster, B_{kj} .

O algoritmo inicia com um número pré-selecionado de clusters. Além disso, uma divisão inicial dos objetos é determinada, de forma que não haja agrupamento sem objetos e que os graus de pertinência para o objeto (i) em relação aos clusters, sejam conforme a eq. (1)

$$\mu_{1i} + \mu_{2i} + \dots + \mu_{Ki} = 1 \quad (1)$$

O algoritmo procede calculando o centro de cada cluster (eq. 2):

$$B_{kj} = \frac{\sum_{i=1}^M (\mu_{ki})^m \cdot x_{ij}}{\sum_{i=1}^M (\mu_{ki})^m} \quad (2)$$

onde m, $1 < m < \infty$, corresponde a um coeficiente, o qual pondera quanto o grau de pertinência influencia na métrica de distância empregada.

Em seguida, nova divisão dos clusters é definida, de acordo com os novos graus de pertinência (eq. 3),

$$\mu_{ki} = \frac{1}{\sum_{j=1}^N (x_{ij} - B_{kj})^2} / \sum_{k=1}^K \left(\frac{1}{\sum_{j=1}^N (x_{ij} - B_{kj})^2} \right) \quad (3)$$

Desta nova divisão, novos centros dos clusters são calculados, aplicando a eq. (2), e o processo se repete até que o número de interações, pré-estabelecidos ao programa, seja atingido ou que a variação do valor total do grau de pertinência não consiga ser reduzido.

A técnica descrita acima foi repetida diversas vezes dividindo-se os dados de 3 a 15 grupos. Em seguida, para se estabelecer o número de agrupamentos que melhor se ajustassem aos dados, aplicou-se o índice de desempenho (ID) dos agrupamentos (XIE; BENI, 1991). Sendo assim, o número ideal de grupos (ou classes) é definido pelo programa, não necessitando de conhecimento do usuário. É importante ressaltar que a divisão com menor valor de índice de desempenho é considerada a melhor.

Para o processamento da técnica Fuzzy foi utilizado o pacote estatístico e1071 (DIMITRIADOU et al., 2008), implementado no programa R (R Development Core Team, 2008). Já o cálculo do ID foi realizado no pacote estatístico Tiger (REUSSER, 2008).

5.2.2.3 Determinação das classes de solo referentes aos grupos obtidos por comportamento espectral

Uma vez determinados os grupos pela lógica Fuzzy, o passo seguinte consistiu em escolher as amostras representativas de cada uma delas. Para tanto, foi selecionada a amostra que possuía o maior grau de pertinência, para cada uma das classes. Neste caso quanto maior o grau de pertinência de uma amostra em relação ao agrupamento, maior a semelhança da mesma em relação ao centróide do grupo. O centróide corresponde a um indivíduo hipotético, sendo suas características correspondentes a média das amostras de todo o grupo. Sendo assim, quando um indivíduo possui alto grau de pertinência com um determinado grupo, o mesmo é considerado muito parecido com a média do grupo.

Após ser escolhido um ponto amostral representativo de cada grupo, utilizando-se suas análises granulométricas, químicas e observações de campo, foram estabelecidas as classes de solo (EMBRAPA, 2006). Como cada ponto representava um grupo, a classificação deste indivíduo foi extrapolada para todos os indivíduos agrupados junto à ele.

5.2.3 FASE 3 - Espacialização (mapeamento) das classes obtidas por método não convencional

Nesta etapa foi calibrado um modelo estatístico que através dos atributos do terreno (AT), foi capaz de mapear as classes de solo determinadas na fase 2. Para tanto, cada ponto amostral da área de estudo, teve seus AT estimados. Em paralelo, os mesmos atributos foram determinados para toda a área, gerando assim arquivos *raster* com resolução espacial de 30 metros.

Os pontos amostrais, e seus respectivos parâmetros do terreno, foram utilizados para a calibração do modelo por redes neurais. Em seguida o algoritmo foi aplicado por toda a área, utilizando os atributos do terreno. O resultado de tal processo correspondeu a um arquivo *raster* com resolução espacial de 30 metros, no qual cada pixel indicava uma classe de solo.

5.2.3.1 Aquisição dos atributos de terreno

O modelo digital de elevação (MDE) foi inserido no programa SAGA 2.0.5, o qual calculou os seguintes atributos do terreno da área de estudo: declividade (HORN, 1981), poder de fluxo d'água (PFA) (*Stream Power*) (MOORE et al., 1993), curvatura (ZEVENBERG; THOME, 1987), fator LS (Fator Topográfico) (FELDWISCH, 1995) e

índice de saturação topográfico (MOORE et al., 1993). Ao final do cálculo o programa fornece arquivos *raster*, sendo estes referentes aos atributos calculados, nos quais cada pixel detém um valor específico (figura 2).

O índice topográfico descrito acima é um fator de caráter hidrológico, comumente chamado de índice de umidade, o qual caracteriza a distribuição espacial de zonas de saturação da superfície e o conteúdo de água dos solos na paisagem (MOORE et al., 1993).

Já o poder de fluxo d'água (PFA) e o fator LS, são parâmetros relacionados a processos de erosão, sendo o PFA correspondente a um índice indicativo da capacidade do fluxo de água gerar um processo de erosão (MOORE et al., 1993). O fator LS busca indicar capacidade de transporte de partículas e a força erosional em determinado ponto da paisagem, baseando-se em parâmetros secundários obtidos da declividade (FELDWISCH, 1995).

Por fim, a curvatura é calculada através da segunda derivada da altitude, sendo que os valores negativos obtidos deste cálculo representam caráter côncavo enquanto valores positivos representam valores convexos (MOORE et al., 1993).

5.2.3.2 Calibração de modelo para espacialização de classes de solo a partir do relevo e criação de mapa digital de solos

A técnica estatística utilizada nesta etapa do trabalho foi a de redes neurais (RN), a qual é considerada uma metodologia padrão quando a “mineração de dados” é utilizada. A mesma é descrita abaixo, sendo que maiores detalhes são encontrados em Behrens et al. (2005).

A aplicação de RN decorre em dois estágios, sendo que durante o primeiro ocorre o treinamento, ou seja, o algoritmo “aprende” as condições na qual determinada classe de solo ocorre. Cada unidade de entrada (*neuron*) da RN representa uma variável preditora (atributos do terreno). A unidade de saída, por sua vez, representa a variável alvo, neste caso as classes de solo.

Durante o treinamento, o algoritmo realiza validações internas. Para tanto, o erro médio quadrado (MSE) é utilizado para testar a performance da RN e é continuamente calculado durante o processo, assim como descrito abaixo (eq. 4):

$$MSE = \frac{1}{n} \sum (o - p)^2 \quad (4)$$

onde, o representa o valor observado enquanto p o valor predito.

O treinamento é interrompido quando a função do erro médio e/ou o gradiente do MSE, para o grupo de calibração, se torna pequeno (SARLE, 2002).

Durante o segundo estágio, o treinamento adquirido pelo algoritmo pode ser aplicado para toda área de estudo, na qual se tem os mesmos parâmetros de entrada (atributos do terreno).

5.2.3.3 Comparação entre técnica convencional e digital de classificação e mapeamento de solos

Para validação da técnica de mapeamento proposta, inicialmente foram realizadas comparações entre a classificação pontual obtida com auxílio do espectro e a convencional. Em seguida, o mapa digital foi comparado ao mapa convencional, observando-se assim a concordância na distribuição espacial dos solos.

Além disso, as comparações descritas acima foram realizadas com a classificação dos solos no 1º nível categórico, 2º nível e 3º nível categórico. Tornando possível assim, avaliar até que nível da classificação a técnica é capaz de discriminar.

Para realização destas comparações, inicialmente foi calculado uma matriz de confusão (STORY; CONGALTON, 1986) a partir da qual foi derivada a medida de precisão, sendo ela o índice kappa (CONGALTON; GREEN, 1999). Tal coeficiente é calculado através da seguinte eq. 5:

$$k = \frac{p_o - p_c}{1 - p_c} \quad (5)$$

Onde:

p_o : acurácia global, e

p_c : concordância por acaso entre as classes observadas e preditas.

Para a avaliação dos níveis de desempenho da classificação para o valor kappa, utilizou-se a tabela proposta por Fonseca (2000) (Tabela 1).

Tabela 1- Índice Kappa e correspondente desempenho da classificação

Índice Kappa	Desempenho
< 0	Péssimo
$0 < k \leq 0,2$	Ruim
$0,2 < k \leq 0,4$	Razoável
$0,4 < k \leq 0,6$	Bom
$0,6 < k \leq 0,8$	Muito Bom
$0,8 < k \leq 1,0$	Excelente

5.3 Resultados e Discussão

5.3.1 Relações entre o relevo e classes de solo

O termo relevo refere-se às formas do terreno que compõe a paisagem. Sua ação reflete diretamente sobre a dinâmica da água, tanto no sentido vertical (infiltração) como lateral (escorrimento superficial). Além disso, influencia de maneira indireta na incidência da radiação solar, no decréscimo das temperaturas com o aumento das altitudes, e sobre os seres vivos e o tipo de vegetação (OLIVEIRA; JACOMINE; CAMARGO, 1992). Tendo em vista a grande importância deste fator, realizou-se neste tópico uma avaliação, identificando se há relações entre o relevo e as classes de solos existentes na área de estudo.

Neste caso os parâmetros de relevo empregados foram a altitude e a declividade (Figura 2), os quais são os mais utilizados em processos de mapeamento convencional e geralmente apresentam relação com os solos.

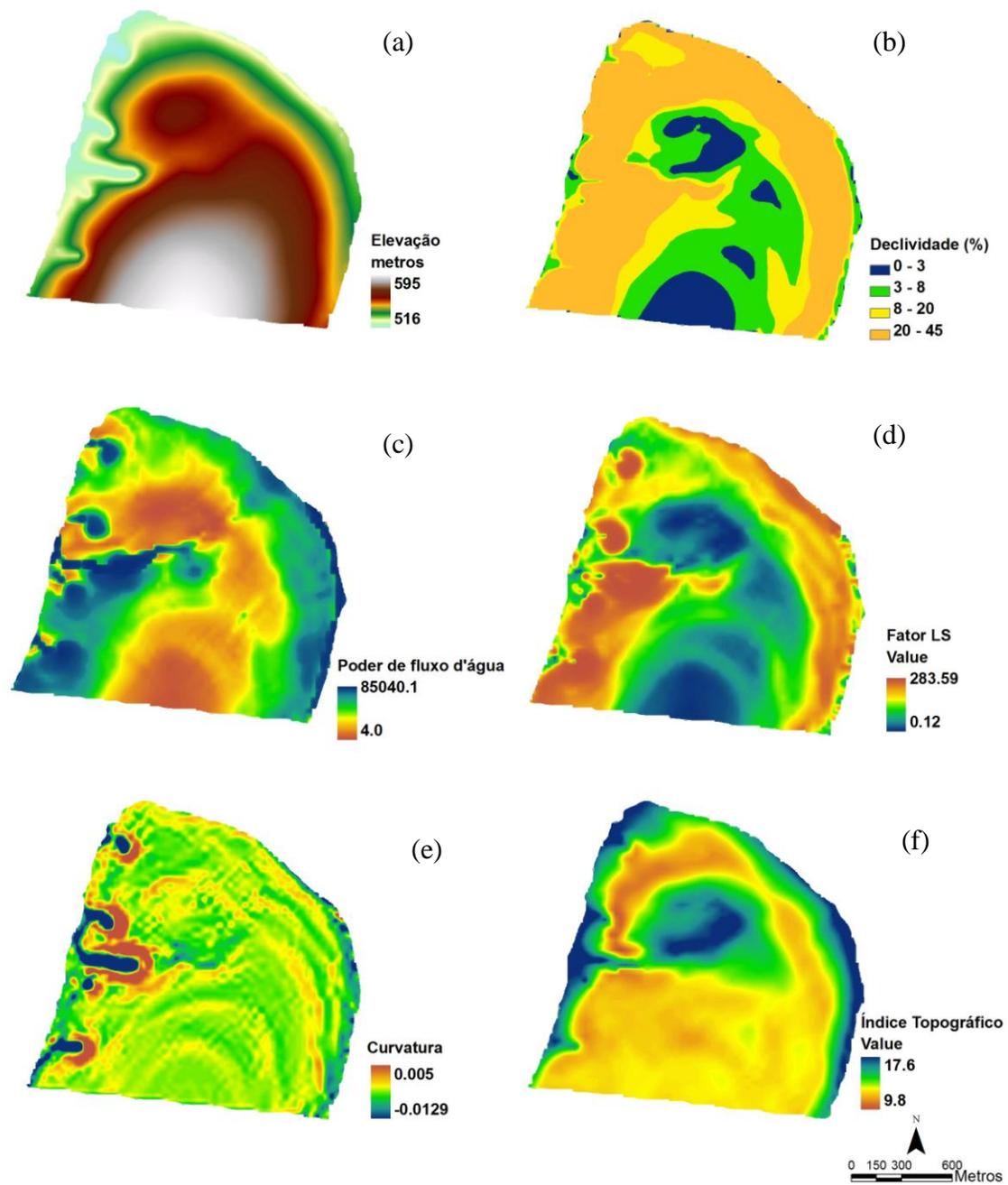


Figura 2 - Mapas referentes à (a) altitude, (b) declividade, (c) poder de fluxo d'água, (d) fator LS, (e) curvatura e (f) índice topográfico

5.3.1.1 Relações entre os solos e a altitude

As classes de solo da área de estudo apresentam relação com sua posição na paisagem, sendo tal fato expresso na tabela 3. A distribuição espacial da altitude é observada na figura 2a. Nos locais mais altos (topo) há presença do Latossolo, este é o mais abrangente da área ocupando aproximadamente 88 ha. O mesmo é detentor de altitude média de 579,6 metros e desvio padrão equivalente a 8,7m. Apesar do desvio padrão da média (DV) ser relativamente baixo, nota-se a ocorrência de tal classe em locais de até 561 metros. Lepsch; Buol e Daniels (1977), estudando a região de Echaporã, SP, obtiveram resultados semelhantes, indicando a presença do LV nas partes mais altas e planas da paisagem.

O NV ocupa aproximadamente 38,79 ha da área de estudo, possuindo altitude média de 561,6 m e DV de 8,4 m (Tabela 3). Miklos (1992) estudando transeção no reverso da Cuesta Basáltica do Planalto Ocidental verificou a presença do NV em altitudes de aproximadamente 550 m. Já Souza Junior (2006), ao caracterizar os solos da região de Ibaté, SP, indicou a presença de NV's em altitudes de 625 a 725 m. Em contrapartida, neste estudo tal classe mostrou-se entre 532 e 578 m. Sendo assim pode-se afirmar que as relações entre classes de solo e elevação existem, no entanto cada região apresenta um padrão distinto (SOUZA JUNIOR, 2006).

Outros Nitossolos são observados na área, sendo estes o Nitossolo Háplico e Bruno. Neste caso há uma sucessão, onde os NX detêm posição intermediária no relevo (555 m) e o NB localiza-se mais próximo a baixada (547 m) (Tabela 3). Dentre os fatores que diferenciam estes solos, a cor mostra-se como um dos mais importantes, sendo que segundo EMBRAPA (2006), o NX deve apresentar matiz entre 2,5 e 4YR, enquanto o NB matizes maiores que 4YR. Na área a variação da cor do solo é decorrente da transição de material de origem, sendo que os NV ocorrem em local de diabásio enquanto os NB são resultantes de argilitos e siltitos.

Na área de estudo são observadas ainda classes com reduzida área de ocorrência, como é o caso do PA, FF e GX. Dentre estes, o GX possui altitude média de 558 m, e variação de 4 metros (Tabela 3). O mesmo encontra-se em altitude onde predominam os Nitossolos, sendo este fato um indício de que somente a altitude não é capaz de distinguir com clareza diferenças entre o Nitossolo e o GX.

Tabela 3 - Distribuição das classes de solo de acordo com altitude do terreno

Unidades de mapeamento ⁽¹⁾	Área (ha)	Mínimo -----	Máximo	Variação metros	Média -----	Desvio Padrão
PA	1.9	533.7	551.2	17.5	543.7	4.7
GX	2.7	556.7	561.6	4.9	558.6	1.3
NV	38.7	532.6	578.9	46.2	561.6	8.4
CX	82.5	516.0	558.2	42.2	535.5	8.9
LV	88.3	561.0	594.1	33.0	579.6	8.7
NX	41.4	543.8	564.1	20.3	555.6	4.2
NB	8.1	533.9	562.7	28.8	547.6	6.6
FF	2.9	563.6	571.0	7.3	567.5	2.0

(1) Nomenclatura de acordo com EMBRAPA (2006)

A ocorrência do FF se dá entre altitudes de 571 e 563 metros, detendo média de 567 metros. Este solo corresponde a uma pequena unidade de mapeamento com dimensão de aproximadamente 2,9 ha. Neste caso, assim como o GX a elevação agrega pouca informação para a distinção deste solo em relação a classes como LV e NV.

O PA é a classe com menores dimensões (1,9 ha), possui altitude média baixa em relação às outras classes, com valor correspondente a 543,7m e variação de 17 metros (551 - 533m) (Tabela 3). Souza Junior; Demattê e Genu (2008), encontraram tal solo na região de Ibaté, SP, em altitude média de 786 metros.

O CX possui grande abrangência na área, correspondendo a 82 dos 270 ha. O mesmo predomina na baixada, possuindo altitude média de 535 metros e variando na paisagem entre as elevações de 516 e 558 metros (Tabela 3). Estes dados corroboram com os encontrados por Alves (2008), o qual estudando a distribuição de solos das regiões de Araraquara e São Carlos, SP, indicou a ocorrência do mesmo entre 570 e 840 metros, e altitude média de aproximadamente 700 metros.

5.3.1.2 Distribuição dos solos conforme a declividade

Avaliando-se as faixas de declividade em que as classes de solo ocorrem na área de estudo (Tabela 4), nota-se a existência de alguns padrões. A distribuição espacial das classes de declividade é observada na figura 2b. De maneira geral, os Cambissolos mostram-se na maioria dos casos situados em declividade considerada forte ondulado (25-

45%) (SANTOS et al., 2005), além disso, aproximadamente 11% da área da classe localiza-se em relevo ondulado. Estes resultados são semelhantes a Ippoliti et al. (2005), os quais utilizando ferramentas de SIG para o delineamento de geoformas e pedopaisagens no município de Viçosa, MG, verificaram a presença de CX em declividades maiores de 45%. Já Souza Junior (2006) identificou o CX em declividade máxima de 29,6%. Segundo Oliveira; Jacomine e Camargo (1992) os solos que ocorrem em terreno íngreme são submetidos ao rejuvenescimento através dos processos erosivos naturais.

Já os Latossolos observados na área de estudo ocorrem principalmente em declives entre 3 a 8% (Tabela 4), o qual é considerado por Santos et al (2005) como suave ondulado. Reis; Barros e Reis (2004), utilizando-se de técnicas de geoprocessamento para investigação detalhada de relações entre relevo e solos no município de Bandeirantes, Paraná, verificaram presença de Latossolos em declives de até 20%, sendo que 38% dos mesmos encontravam-se entre 0-3%. Souza Junior (2006) estudando a ocorrência das classes de solos na paisagem indicou uma variação dos padrões conforme a região estudada.

Tabela 4 - Porcentagem de ocorrência das classes de solo em diferentes faixas de declividade

Declividade ⁽¹⁾	Unidades de Mapeamento ⁽¹⁾							
	CX	FF	GX	LV	NB	NV	NX	PA
0 - 3 %	1.2	0.0	60.0	20.8	9.9	8.4	7.4	0.0
3 - 8 %	9.5	0.0	40.0	50.1	5.5	11.4	18.4	4.5
8 -20 %	11.0	0.0	0.0	19.9	4.4	22.5	18.9	4.5
20 - 45 %	78.3	100.0	0.0	9.3	80.2	57.8	55.3	90.9
45 - 75 %	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
75 - 100 %	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
TOTAL	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0

(1)Intervalos de declividade adaptados de Santos et al. (2005); (2)Nomenclatura de acordo com EMBRAPA (2006)

O FF, por sua vez, mostra-se predominante em relevo considerado forte ondulado, com 100% da sua área na faixa entre 20-45% (Tabela 4), contudo este solo corresponde a uma área pequena, com 2,9 ha, sendo assim pouco representativo. Assim como o FF, o PA consiste de uma unidade de mapeamento pequena e conseqüentemente de baixa representatividade.

O Argissolo detém 90% da sua área localizada em relevo forte ondulado, e o restante em locais ondulados ou suave ondulados (Tabela 4). Este resultado discorda de Souza Junior (2006), o qual encontrou o PA principalmente em declives de 2-6%.

Nas classes de Nitossolo, observa-se que tal solo ocorre predominantemente em relevo ondulado a forte ondulado. Em relação a faixa de declividade de 20-45%, o NB, NV e NX apresentaram respectivamente 80%, 57% e 55% da sua área localizada nesta faixa de declividade. Além disso, tanto NV quanto NX detém proporção representativa em relevo ondulado (8-20%), respectivamente de 22% e 18% (Tabela 4). Reis; Barros e Reis (2004), em concordância com este trabalho, encontraram a maior parte dos NV's (38,8%), de sua área de estudo, distribuídos em terreno ondulados. Já Souza Junior (2006), afirma que 69% dos Nitossolos avaliados por ele, localizavam-se em declives de 3-8%.

Por fim, o GX encontra-se em 60% dos casos em declives na faixa de 0-3%, enquanto os 40% restantes localizam-se em relevo suave ondulado (Tabela 4). Silveira (2010), avaliando relações entre relevo e solos na bacia do Arroio do Corvo, Paraná, constatou a ocorrência de Gleissolos em relevos planos com declividade de até 3%. Estes resultados estão de acordo com os do presente trabalho, onde tal solo mostrou-se predominantemente em relevo plano a suave ondulado.

5.3.2 Classificação dos solos com auxílio do seu comportamento espectral

5.3.2.1 Parâmetros da técnica de agrupamento e seleção de amostras representativas

Para o desenvolvimento desta etapa do trabalho foram utilizadas as curvas espectrais das amostras de solos, sendo que cada ponto amostral foi classificado de acordo com as curvas espectrais da camada superficial e subsuperficial do mesmo. A técnica estatística utilizada para a classificação foi o Fuzzy k-médias.

Dentre as vantagens da técnica Fuzzy para agrupamento das amostras, está o fato da mesma indicar o número ótimo de agrupamentos. Este aspecto permite a otimização da classificação e conseqüentemente elimina a necessidade da tomada de decisão, quanto ao número de classes a serem agrupadas. Para tanto é utilizado em tal tarefa um índice de performance, este detém valores que iniciam em 0 e aumentam, sendo que quanto menor o índice melhor a divisão.

Na figura 4 é indicado qual o melhor agrupamento gerado. Nota-se que o menor índice de desempenho corresponde a 0,36, o qual é referente à subdivisão dos dados em 3

grupos. No entanto, avaliando a figura 4 atentamente, observa-se que quando o conjunto de dados é subdividido em 7 grupos o índice de desempenho é de 0,37. Tendo em vista que o índice de desempenho referente a 3 e 7 grupos são semelhantes, assumiu-se 7 subdivisões, uma vez que esta indicaria um maior número de classes de solo.

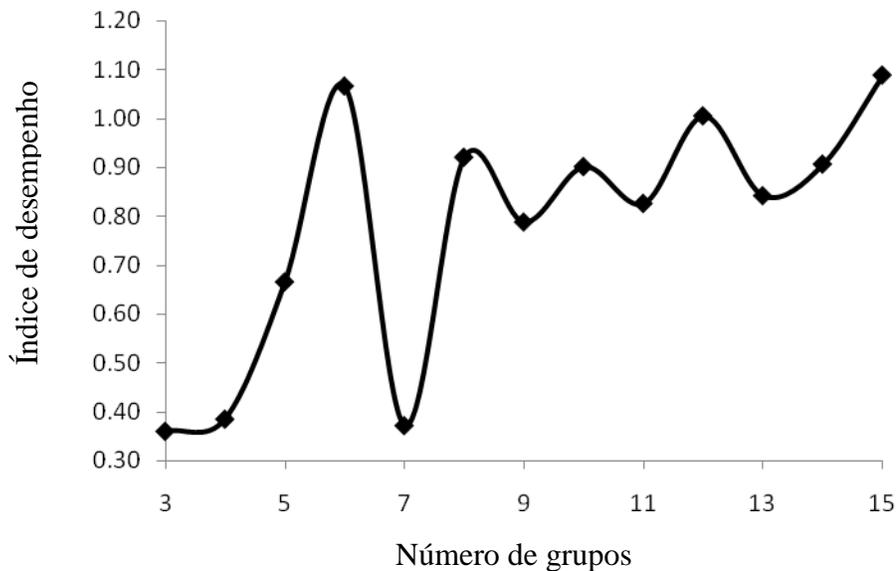


Figura 4 - Índice de desempenho de agrupamento por Fuzzy k-médias

Uma vez subdivididos os grupos, foi necessário selecionar as amostras que representariam os mesmos, para tanto foi utilizado como parâmetro o valor dos graus de pertinência, índice este que varia de 0 a 1. Desta maneira, em cada grupo optou-se pela amostra que possuía a maior pertinência. Na tabela 5 é indicado o grau de pertinência das amostras representativas, sendo que em praticamente todos os casos a amostra detinha valor correspondente a 1, com exceção da amostra 121, a qual correspondia a 0,99. Estes valores indicam que tais amostras são muito parecidas com a média do grupo e, portanto podem ser utilizadas como representativas.

Tabela 5 - Amostras selecionadas como representativas e seus respectivos valores de grau de pertinência

Amostra Representativa	Grupos definidos pelo espectro						
	1	2	3	4	5	6	7
3	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00
86	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
88	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00
90	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00
121	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.99	0.00
124	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00
171	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

5.3.2.2 Descrição das amostras representativas e seu comportamento espectral

A localização das amostras no relevo e seu respectivo comportamento espectral são ilustrados na figura 5. De maneira geral, as curvas espectrais possuem baixa intensidade de reflectância em locais de maior altitude, sendo que quanto mais baixo encontra-se a amostra, maior seu albedo. Tal fato pode ser explicado pela variação no material de origem (ANEXO D), sendo que solos localizados no topo são decorrentes de diabásio da formação Serra Geral, enquanto em locais mais baixos predominam argilitos e siltitos da formação Tatuí e Iratí. Sendo assim, provavelmente os solos do topo possuem maior teor de minerais opacos (ilmenita e maghenetita) (FORMAGGIO et al., 1996) e argila (STONER; BAUMGARDNER, 1981), resultando em maior absorbância e aspecto aplainado do espectro.

Dentre as amostras selecionadas como representativas, a que corresponde ao ponto 3 detém relação textural baixa, razão silte/argila inferior a 0,6, matiz menor que 2,5 YR, sendo seu solo caracterizado como muito argiloso com caráter distrófico (Tabela 6). Além disso, tal amostra localiza-se no topo em local com relevo suave. Estes fatores, conciliados às observações de campo permitem classificar o solo como Latossolo Vermelho distroférico muito argiloso (EMBRAPA 2006). Avaliando a semelhança entre os espectros deste perfil (Figura 5) e os padrões espectrais determinados por Formaggio et al. (1996), observa-se que todos os horizontes apresentam comportamento espectral tipo a, o qual segundo este mesmo autor corresponderia principalmente a Latossolos Vermelho férrico e Nitossolos Vermelho férrico.

O ponto identificado como 171, localiza-se em uma segunda superfície da área, a qual também corresponde a um topo, no entanto em cota mais baixa que o ponto 3 (Figura 5). Tal solo pode ser considerado muito argiloso (EMBRAPA, 2006) e com caráter distrófico, além disso, possui relação textural mais elevada em relação à amostra anterior, na ordem de 1,2. A relação silte/argila corresponde a 0,14 em subsuperfície, sendo seu matiz correspondente a 2,7YR (Tabela 6). A partir destes dados e informações adquiridas em campo, tal solo foi classificado com Nitossolo Háptico distrófico, textura muito argilosa (EMBRAPA, 2006). Seu comportamento espectral possui intensidade de reflectância maior que a amostra 3, além de assumir um aspecto mais convexo e feições mais pronunciadas (Figura 5). De acordo com Formaggio et al. (1996), suas curvas espectrais podem ser classificadas como tipo a.

Avaliando as amostras 86, 88 e 90 (Tabela 6), as quais se encontram distanciadas de 60 metros entre si, nota-se uma sucessão de 3 solos. O ponto amostral 86, localizado na cota mais alta é muito argiloso (EMBRAPA, 2006), detém matiz 4,4 YR e baixa relação textural (1,21), sendo classificado neste estudo como Nitossolo Bruno álico. Já as amostras 88 e 90 apresentam menor teor de argila, possuem gradiente textural de, respectivamente 1,8 e 2,0, relação silte/argila baixa, teor de alumínio de aproximadamente $40 \text{ mmol}_c.\text{dm}^{-3}$, além de m% maior que 50. Tais solos foram classificados, respectivamente, como Argissolo Vermelho Amarelo alumínico textura argilosa e Cambissolo Háptico alumínico textura argilosa. As três amostras acima descritas detêm comportamento espectral distinto, sendo que do ponto 86 para o 90, há aumento na intensidade de reflectância e as feições na região de 1400, 1900 e 2200 nm tornam-se mais pronunciadas indicando a presença de minerais cauliníticos e 2:1 (LINDBERG; SNYDER, 1972; MATHEWS et al., 1973; VITORELLO; GALVÃO, 1996). Tal fato concorda com Demattê; Epiphanyo e Formaggio (2003), os quais afirmaram que solos menos desenvolvidos pedogeneticamente, apresentam maior albedo e feições mais pronunciadas em 1400 e 1900 nm. Segundo Formaggio et al. (1996), as curvas subsuperficiais destes solos correspondem ao tipo d, padrão este associado pelo autor à Argissolos Vermelhos da região de Tietê, SP.

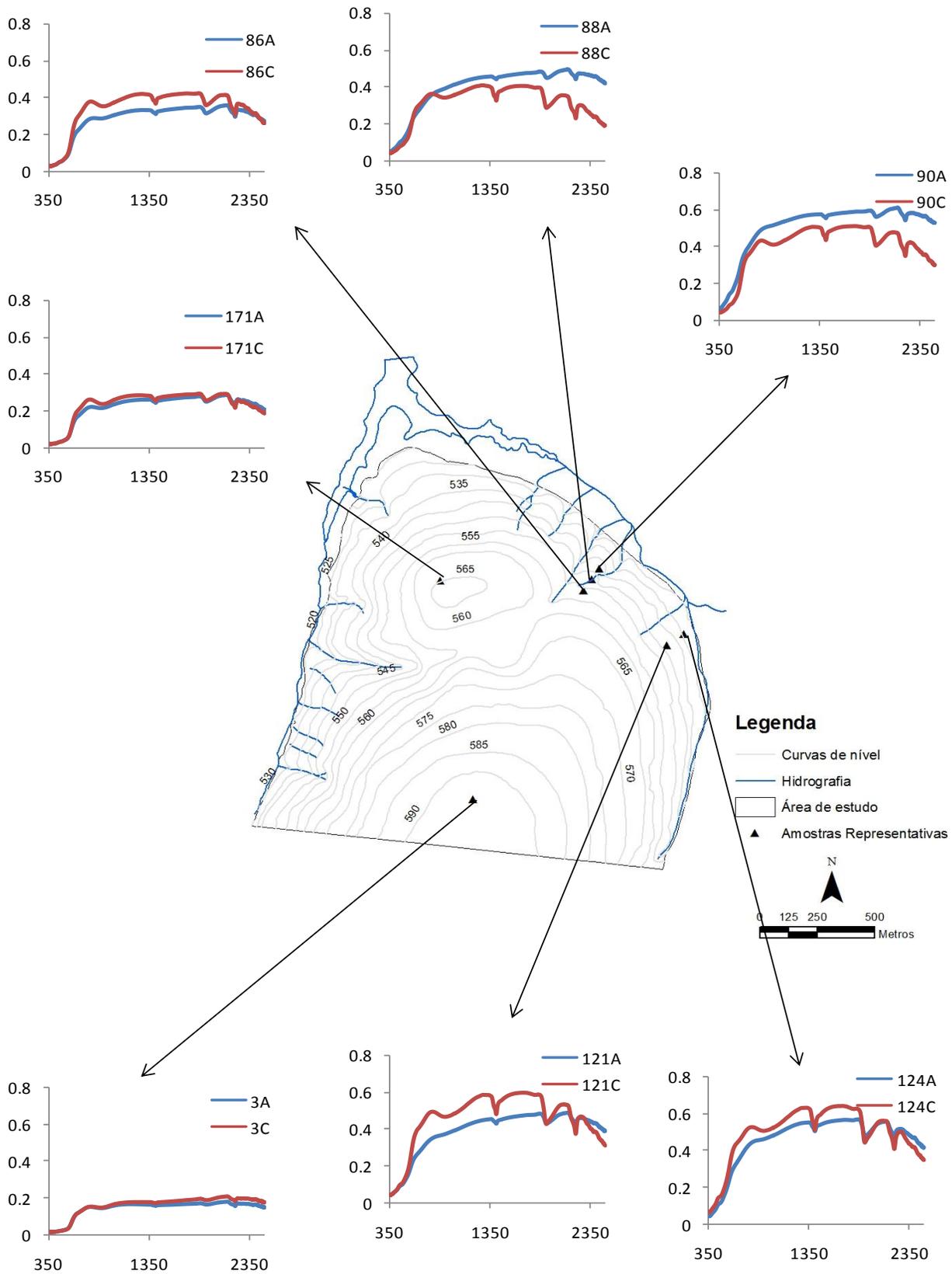


Figura 5- Ilustração indicando a posição, das amostra representativas, na área de estudo e seus respectivos comportamentos espectrais nas camadas superficiais e subsuperficiais

Por fim os pontos 121 e 124 encontram-se na mesma topossequência, distantes entre si em 90 metros (Figura 5). O primeiro, respectivamente, possui teor de argila da ordem de 68 % em subsuperfície, caráter alumínico, relação textural de 1,38, razão silte/argila de 0,29 e matiz de 6,7YR. O mesmo foi classificado de acordo com EMBRAPA (2006) como Nitossolo Bruno alumínico textura muito argilosa. Já o ponto 124, assim como o anterior, possui alto teor de argila (63%), o alumínio apresenta concentrações maiores que $99 \text{ mmol}_c.\text{dm}^{-3}$ e saturação deste elemento na CTC da ordem de 92%. O matiz desta amostra corresponde a 7,6 YR, a relação textural apresenta-se da ordem de 1,1, enquanto a relação silte/argila corresponde a 0,5. A classificação deste solo corresponde a Cambissolo Háplico alumínico textura argilosa (EMBRAPA 2006).

O comportamento espectral dos dois pontos amostrais aqui discutidos é parecido, diferindo principalmente pela intensidade de reflectância da camada A em relação a C, onde o ponto 121 possui variação maior da intensidade além de feição relacionada a óxidos (350-600 nm) um pouco mais acentuada (Figura 5).

Apesar do ponto 121 corresponder a um solo com mesma classificação que o ponto 86, as curvas espectrais de ambos mostram-se distintas, sendo que além do ponto 121 apresentar maior reflectância, a curva espectral detém feições em 1400, 1900 e 2200 nm muito mais pronunciadas.

O ponto 124, por sua vez, corresponde ao mesmo solo que o 90, porém o algoritmo indicou ambos como grupos diferentes. Observando a figura 5, nota-se que o ponto 124 apresenta reflectância da camada subsuperficial maior, além de feições mais pronunciadas e menor diferença de albedo entre as camadas A e C.

Tabela 6 - Análise química e granulométrica das amostras consideradas representativas pela metodologia

Ponto	Camada	Solo	Areia	Silte	Argila	pH _{H2O}	MO	P	K	Ca	Mg	Al	H+Al	SB	CTC	V	m	matiz	v	c	Gradiente	Silte/Arg
			Total	----- % -----			g.Kg	mg.dm ³	----- mmolc.dm ³ -----			-----%-----										
3	A	LVf1-3	22	7	71	5,0	29,2	45,1	9,4	13,6	7,4	5,4	28,2	30,4	35,8	51,9	15,0	1.6YR	3,9	2,6		0,2
3	C		20	10	70	4,7	19,8	10,5	3,6	7,4	3,8	10	27,8	14,8	24,8	34,8	40,2	1.8YR	3,7	2,6	0,98	0,1
86	A	NB1-4	27	15	58	5,7	20,7	7,7	1,4	12	10	2,7	17,8	23,4	26,1	56,8	10,3	5.3YR	4,7	3,7		0,2
86	C		14	16	70	4,8	12,8	3,8	0,7	0	2	21,7	28	2,7	24,4	8,9	88,7	4.4YR	4,7	4	1,21	0,2
88	A	PVA2-6	33	35	32	4,6	25,5	8,6	1,7	2,7	4	10,3	20,9	8,4	18,7	28,7	55,0	7.9YR	5,3	2,6		2,2
88	C		10	30	60	4,4	7,1	3,6	1,2	0,4	1,1	35,9	32,2	2,7	38,6	7,8	92,9	4.8YR	5	3,7	1,87	0,5
90	A	CX2-6	25	45	30	4,2	10,5	9,0	2,2	3,2	2,5	20,4	23	7,9	28,3	25,6	72,0	8.1YR	6,1	3,3		2,2
90	C		8	31	61	4,2	4,8	3,8	1,6	0,7	1,1	39	30,8	3,4	42,4	9,9	91,9	5.1YR	5,3	4	2,03	0,6
121	A	NB1-6	37	14	49	6,3	25,5	9,8	2,4	17	19	0,8	5	38,8	39,2	88,5	2,0	8.6YR	5,2	3,1		0,3
121	C		12	20	68	4,5	17,6	4,9	1,6	1	2	62,9	35,6	4,6	67,5	11,6	93,0	6.7YR	5,9	4,9	1,38	0,2
124	A	CX2-6	17	25	58	4,8	27,1	6,3	2,4	8	8	13,4	17,9	18,4	31,8	50,8	42,0	9.3YR	5,5	3,3		0,4
124	C		6	31	63	4,4	14,4	4,9	2,5	1	4	99,8	10,6	7,5	107,3	41,5	92,9	7.6YR	6,3	4,2	1,09	0,4
171	A	NX1-3	23	17	60	5,3	15	13,6	1,8	12	10	1,8	18,7	23,8	25,6	56,0	7,0	4.1YR	4,1	3,2		0,3
171	C		15	10	75	5	8,2	1,6	0,7	3	3	5,9	19,4	6,7	12,6	25,8	46,5	2.7YR	4,3	3,9	1,25	0,1

5.3.2.3 Desempenho da metodologia para classificação pontual de solos

Visando comparar as classificações obtidas pelo método convencional e espectral, calculou-se o índice kappa para a classificação dos pontos amostrais. Além disso, foi avaliado o desempenho da técnica em diferentes níveis categóricos (EMBRAPA 2006), sendo eles ordem (1º nível), subordem (2º nível), classe acrescida da textura (3º nível + textura) e classe acrescida de textura e fertilidade (3º nível + textura + fertilidade) (Tabela 7).

Tabela 7 - Índice de concordância entre a classificação convencional e espectral em diferentes níveis categóricos do solo

Nível de classificação	Kappa	Qualidade ⁽¹⁾
1º nível	0,56	Bom
2º nível	0,49	Bom
3º nível + textura	0,45	Bom
3º nível + textura + fertilidade	0,22	Razoável

(1) Índice de qualidade determinado por Fonseca (2000)

A correspondência entre as classificações no 1º e 2º nível foi considerada boa (FONSECA, 2000), apresentando índice kappa de respectivamente 0,56 e 0,49. Da mesma maneira, o 3º nível acrescido da textura deteve desempenho bom. No entanto, quando comparadas as classificações de acordo com 3º nível + textura + fertilidade, a correspondência entre as mesmas apresenta-se razoável, com kappa de 0,22. Alves (2008), realizando classificação pontual de solos através de seu comportamento espectral, obteve resultados similares. Este autor apresentou índices kappa considerados bons quando classificando os solos até 3º nível + textura, porém quando classificando os solos no 3º nível + textura + fertilidade a técnica apresenta correspondência razoável. Tal queda no desempenho da classificação espectral está relacionada à incapacidade da curva espectral em detectar variações nos teores de bases do solo (ALVES, 2008). Esta afirmação está de acordo com Stenberg et al. (2010), os quais indicam que geralmente, cátions retidos na CTC do solo não apresentam relações diretas com o espectro na região do visível e infravermelho próximo.

As confusões ocorridas entre as classificações no 2º nível podem ser observadas na tabela 8. Neste caso, nota-se que os Cambissolos foram classificados corretamente pela técnica espectral em 50% dos casos, sendo no restante confundidos com Nitossolo Bruno e Argissolo Vermelho Amarelo.

Tabela 8 - Tabela de contingência indicando confusão entre solos determinados por método convencional e espectral

Classificação espectral ⁽¹⁾	Classificação convencional ⁽¹⁾							
	CX	FF	GX	LV	NB	NV	NX	PVA
CX	50,00	0,00	0,00	0,00	14,29	0,00	0,00	50,00
LV	0,00	100,00	0,00	89,41	0,00	76,19	4,55	0,00
NB	18,75	0,00	66,67	0,00	57,14	4,76	18,18	0,00
NX	0,00	0,00	33,33	10,59	21,43	19,05	77,27	0,00
PVA	31,25	0,00	0,00	0,00	7,14	0,00	0,00	50,00
TOTAL	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00

(1) Nomenclatura correspondente ao 2º nível categórico proposto por EMBRAPA (2006)

O solo que apresentou maior concordância de classificação entre as técnicas foi o LV, sendo que 89,4% dos pontos amostrais foram classificados corretamente, sendo os outros 10,5% confundidos com o NX. Avaliando a tabela 8, nota-se ainda que a classificação convencional apresentou três classes a mais que o método espectral, as quais correspondem a FF, GX e NV.

Os pontos amostrais classificados como NV foram confundidos na maioria dos casos (76,1%) com os LV (Tabela 8). Este fato já era esperado, uma vez que a distinção entre Latossolos e Nitossolos é realizada principalmente por aspectos morfológicos como estrutura e cerosidade (COOPER; VIDAL TORRADO, 2005). Alves (2008), avaliando técnicas de classificação de solos através do comportamento espectral e atributos do terreno, indicou a dificuldade em distinguir o GX por método digital. Já o FF, por sua vez, era pouco representativo na área e foi classificado como LV em 100% dos casos.

Já as classes NB e NX foram classificadas corretamente em 57,1 e 77,2 % dos casos, respectivamente. Nota-se ainda uma confusão entre as mesmas, na qual o Nitossolo Bruno foi classificado como NX em 21% dos casos e o Nitossolo Háplico foi confundido com o NB em 18% dos casos.

Por fim, os pontos denominados PVA foram classificados corretamente em 50% dos casos, apresentando confusão com o CX no restante das ocasiões (Tabela 8).

5.3.3 Potencial da técnica na determinação dos limites de solo

Após os pontos amostrais serem submetidos a processo de classificação não supervisionada, sendo assim subdivididos em grupos e cada grupo ser classificado quanto

ao respectivo solo, estes dados foram utilizados para espacialização de limites de solo na área. Para tanto, as classes de solo e os atributos de terreno dos pontos amostrais foram associados, sendo o nome do solo considerado a variável de predição e os atributos do terreno as variáveis preditoras. Tais parâmetros foram inseridos no algoritmo de redes neurais, obtendo-se um modelo. Tendo em vista que o modelo indicava a classe de solo de acordo com o relevo, o mesmo foi aplicado nas informações contidas em cada pixel dos atributos de terreno. Na figura 6 são ilustrados os mapas de solo convencional e digital, classificados no 1º e 2º nível categórico.

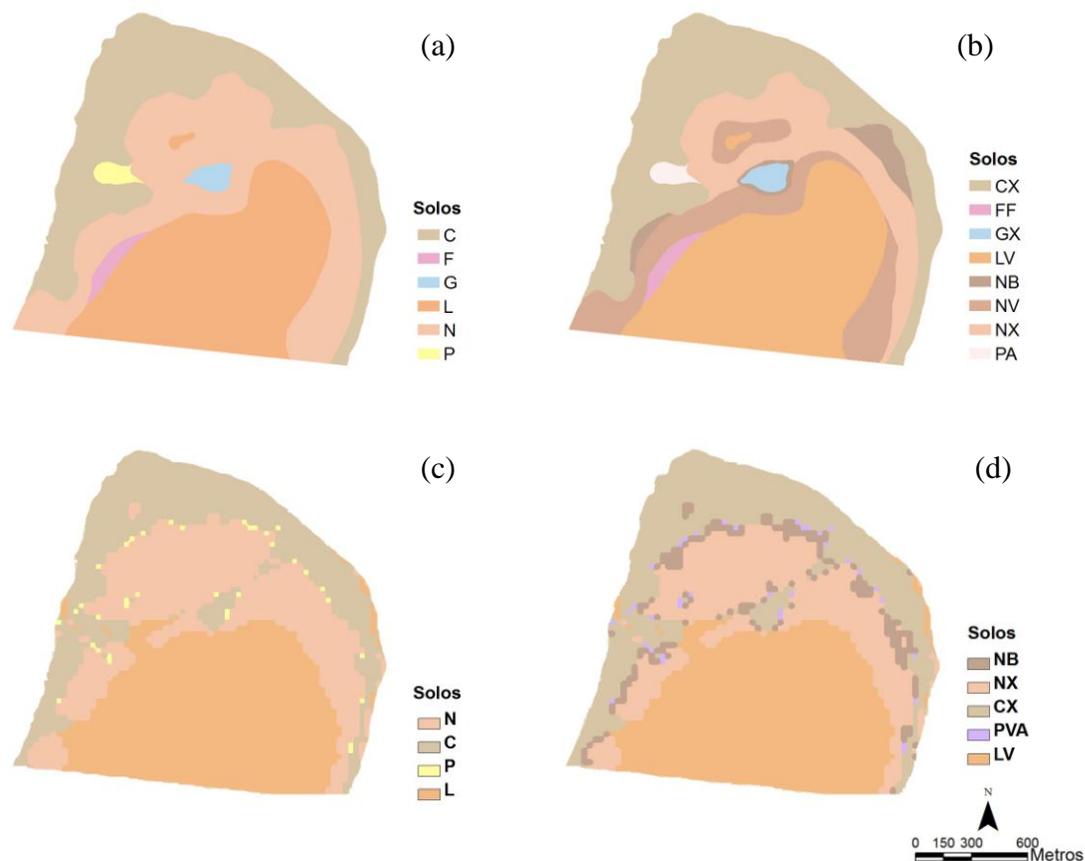


Figura 6 - Mapa de solo convencional em (a) 1º nível categórico, (b) 2º nível categórico e mapa digital de solos em (c) 1º nível categórico e (d) 2º nível categórico

Estabelecendo uma comparação entre o mapa convencional (Figura 6a) e o mapa digital (Figura 6c), nota-se semelhanças quanto a distribuição espacial das classes de solo. Em ambos os casos, a maior unidade de mapeamento corresponde ao Latossolo, situado ao

sul da área de estudo. Já os Nitossolos tangenciam a unidade de mapeamento LV, sendo em seguida sucedidos pelo CX, este localizado nas áreas mais baixas.

Já os Argissolos apresentam unidades de mapeamento pequenas, isso ocorre devido a sua baixa representatividade no conjunto amostral e reduzida ocorrência na área (Figura 6). Este fato já era esperado, uma vez que, no mapa convencional unidades referentes ao Argissolo não foram encontradas em tamanho significativo, sendo neste caso associadas ao Cambissolo. No mapa convencional foi constatada ainda a presença do FF e GX, no entanto, estes não foram identificados na etapa de classificação pontual de solos e consequentemente não havia possibilidade dos mesmos serem espacializados.

Visando realizar uma comparação direta entre os mapas foi calculado o índice kappa, o qual mede o grau de concordância. Neste estudo, o cálculo foi realizado considerando os mapas classificados de acordo com a ordem (1º nível), com subordem (2º nível), classe acrescida da textura (3º nível + textura) e por fim classe acrescida da textura e fertilidade (3º nível + textura + fertilidade) (Tabela 9).

Tabela 9 - Índice de concordância entre o mapa convencional e espectral em diferentes níveis categóricos do solo

Nível de Classificação	Kappa	Qualidade ⁽¹⁾
1º nível	0,64	Muito Bom
2º nível	0,53	Bom
3º nível + textura	0,53	Bom
3º nível + textura + fertilidade	0,26	Razoável

(1)Índice de qualidade determinado por Fonseca (2000)

De maneira geral, a técnica mostrou-se válida para criação de mapas, nos quais os solos são classificados de acordo com sua ordem, subordem ou classe acrescida da textura. O valor kappa obtido para o mapa que consideram somente a ordem, foi de 0,64, é indicativo de uma concordância muito boa (Tabela 9). Já os mapas de subordem e classe + textura indicaram concordância boa, com valores de kappa de 0,53.

Por outro lado, ao comparar os mapas convencional e digital, nos quais a classificação abrange classe, textura e fertilidade, o índice kappa é muito menor, correspondendo a 0,26, valor que indica uma concordância razoável. Alves (2008), avaliando a concordância entre mapa convencional e digital, ambos classificados até 3º

nível categórico e acrescidos da fertilidade, obteve valor kappa considerado ruim. Demattê et al. (2004), realizando método semi-automático para mapeamento de solos de uma área na região de Piracicaba, SP, constatou que através da técnica era possível atingir o terceiro nível categórico na classificação de solos. Já Chagas et al. (2007) trabalhando com redes neurais artificiais para predição de classes de solo em uma bacia hidrográfica, encontraram índices de acerto de 0,3.

As divergências no mapeamento de solo por diferentes técnicas são observadas na tabela 10 e 11. A ordem dos Nitossolos mostrou-se em concordância nos dois mapas, sendo que 67% da área determinada como N no mapa convencional foi classificada da mesma forma no mapa digital.

As unidades referentes ao Cambissolo e Latossolo foram delimitadas de maneira semelhante nos mapas digital e convencional, apresentando concordância na área mapeada de, respectivamente, 78,9% e 91,4% (Tabela 10).

Tabela 10 - Tabela de contingência indicando confusão, em porcentagem, entre mapas de solo determinados por método convencional e digital, classificados até 1º nível categórico

Mapa digital ⁽¹⁾	Mapa convencional ⁽¹⁾					
	N	C	P	L	F	G
N	67.0	14.1	91.7	8.6	2.8	20.7
C	10.2	78.9	0.0	0.0	0.0	72.4
P	1.5	1.9	8.3	0.0	0.0	6.9
L	21.3	5.1	0.0	91.4	97.2	0.0
TOTAL	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0

(1) Nomenclatura de acordo com EMBRAPA (2006): Cambissolo (C); Plintossolo (F); Gleissolo (G); Latossolo (L); Nitossolo (N); Argissolo (P)

Já a unidade de mapeamento referente ao Argissolo foi confundida em 91% com o N. O Plintossolo, por sua vez, foi considerado no mapa digital como Latossolo, enquanto o G teve maior parte da sua área (72,4%) mapeada como C (Tabela 10).

Ao avaliar a tabela 11, nota-se que a confusão entre Latossolo e Nitossolo ocorreu entre os indivíduos que possuíam matiz vermelha, sendo que no mapa digital o NB e NX não foram delimitados em áreas pertencentes ao LV.

Tabela 11 - Tabela de contingência indicando confusão, em porcentagem, entre mapas de solo determinados por método convencional e digital, classificados até 2º nível categórico

Mapa digital ⁽¹⁾	Mapa convencional ⁽¹⁾							
	NB	NX	CX	LV	PA	GX	NV	FF
NB	18.8	16.0	7.8	0.0	4.2	13.8	2.6	0.0
NX	25.0	73.1	6.3	8.6	87.5	6.9	45.7	2.8
CX	53.1	6.3	78.9	0.0	0.0	72.4	4.5	0.0
PVA	3.1	2.2	1.9	0.0	8.3	6.9	0.5	0.0
LV	0.0	2.4	5.1	91.4	0.0	0.0	46.7	97.2
TOTAL	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0

(1) Nomenclatura correspondente ao 2º nível categórico proposto por EMBRAPA (2006)

Por outro lado, a classe NB foi delimitada pelo método digital em locais considerados de Cambissolo. Na área de estudo o Nitossolo Bruno ocorre em locais de transição entre o NX e o CX, logo por ser um solo transicional é compreensível que o método tivesse dificuldade em detectá-lo e estabelecer seus limites. Em contrapartida, há grande concordância entre os mapas digital e convencional quanto à delimitação das classes NX e CX, indicando assim capacidade do método em diferenciá-los.

5.4 Conclusões

A elevação e a declividade podem ser utilizados como indicativos da variação espacial de classes de solo, porém o estabelecimento de intervalos nos quais estes solos ocorrem mostra-se uma tarefa difícil. Diferentes classes de solo foram encontradas em mesma altitude, como por exemplo LV e NV. Por outro lado, classes como Latossolo e Cambissolo são passíveis de diferenciação através da altitude.

Já a declividade apresentou padrões mais característicos para cada classe de solo, sendo o LV encontrado principalmente em declives de 8-20%, enquanto Nitossolos predominam em locais com relevo ondulado a forte ondulado. O CX, por sua vez, localiza-se predominantemente em declive forte ondulado, enquanto o GX localiza-se em área plana a suave ondulada.

A técnica de classificação de solos com auxílio das curvas espectrais obteve bons resultados, apresentando índice de concordância kappa de 0,5, com a classificação convencional. Contudo, a mesma não distinguiu as classes GX e FF. Além disso, confusões foram observadas entre as classes LVf e NVf, assim como entre CX, NX e NB.

O mapa digital de solos apresentou concordância considerada muito boa com o mapa convencional, com índice kappa de 0,6. As unidades de mapeamento apresentaram distribuição espacial semelhante, porém o detalhamento do mapa convencional mostrou-se superior.

Referências

- ALVES, M. R. **Múltiplas técnicas no mapeamento digital de solos**. 2008. 159 p. Tese (Doutorado em Solos e Nutrição de Plantas) - Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2008.
- 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**, London, v.28, p.92-101, 1991.
- AWITI, A.O; WALSH, M.G.; SHEPHERD, K.D; KINYAMARIO, J. Soil condition classification using infrared spectroscopy: A proposition for assessment of soil condition along a tropical forest-cropland chronosequence, **Geoderma**, Amsterdam, v. 143, p. 73-84, 2008.
- BARBIERI, V.; VILLA, N.A. **Climatologia e a cana-de-açúcar**. In:PLANALSUCAR - Coordenadoria Regional Sul – COSUL, Araras-SP, 1977. p.1-22.
- BEHRENS, T.; FÖRSTER, H.; SCHOLTEN, T.; STEINRÜCKEN, U.; SPIES, E.-D., GOLDSCHMITT, M. Digital soil mapping using artificial neural networks. **Journal of Plant Nutrition and Soil Science**, Weinheim, v. 168, p. 1-13, 2005.
- BELLINASSO, H. **Biblioteca espectral de solos e sua aplicação na quantificação de atributos e classificação**. 2009. 264 p. Dissertação (Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas) - Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2009.
- BEN-DOR, E.; HELLER, D.; CHUDNOVSKY, A. **A novel method of classifying soil profiles in the field using optical means**. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 72, p. 1113–1123, 2008.
- BEZDEK, J.; EHRLICH, R.; FULL, W. FCM: The fuzzy c-means clustering algorithm. **Computers & Geosciences**, Oxford, v. 10, p. 191-203, 1984.
- BOUMA, J. Soils are back on the global agenda: now what? **Geoderma**, Amsterdam. v.150, p.224-225, 2009.
- BROWN, D.J.; SHEPHERD, K.D.; WALSH, M.G.; DEWANE MAYS, M.; REINSCH, T.G. Global soil characterization with Vis-NIR diffuse reflectance spectroscopy. **Geoderma**, Amsterdam, v. 132, p. 273-290, 2006.

CAMARGO, A.O.; MONIZ, A.C.; JORGE, J.A.; VALADARES, J.M. **Métodos de análise química, mineralógica e física de solos do IAC**. Campinas: Instituto Agrônômico, 1986. 94p. (IAC. Boletim Técnico, 106).

CAMPBELL, N.A.; MULCAHY, M.J.; MCARTHUR, W.M. Numerical classification of soil profiles on the basis of field morphological properties. **Australia Journal of Soil Research**, Melbourne, v. 8, p.43-58, 1970.

CAMPOS, R.C.; DEMATTÊ, J.A.M.; QUARTAROLI, C.F. Determinação indireta do teor de hematita no solo a partir de dados de colorimetria e radiometria. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 38, p. 521 - 528, 2003.

CHAGAS, C. da S.; FERNANDES FILHO, E.I.; VIEIRA, C.A.O.; CARVALHO JÚNIOR, W. Utilização de redes neurais artificiais para predição de classes de solo em uma bacia hidrográfica no Domínio de Mar de Morros. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 13, 2007. Florianópolis. **Anais...** Florianópolis: INPE. Brasil, 21-26 abril, 2007. p. 2421-2428.

CHANG, C.W.; LAIRD, D.A.; MAUSBACH, M.J.; HURBURGH, C.R. Near-infrared reflectance spectroscopy-principal components regression analyses of soil properties. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v.65, p. 480–490, 2001.

COLGATON, R.G.; GREEN, K. **Assessing the accuracy of remotely sensed data: Principles and practices**. New York : Lewis Publishers, 1999. 137p.

COOPER M.; VIDAL-TORRADO, P. Caracterização morfológica, micromorfológica e físico-hídrica de solos com horizonte B nítico. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 29, p. 581-595, 2005.

COZZOLINO, D.; MORON, A. The potential of near-infrared reflectance spectroscopy to analyse soil chemical and physical characteristics. **Journal of Agricultural Sciences**, Cambridge, v. 140, p. 65-71, 2007.

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

DEMATTE J.A.M.; EPIPHANIO, J.C.N.; FORMAGGIO, A.R. Influência da matéria orgânica e formas de ferro na reflectância de solos tropicais. **Bragantia**, Campinas, v. 62, p. 451-464, 2003.

DEMATTE, J.A.M.; CAMPOS, R.C.; ALVES, M.C.; FIORIO P.R.; NANNI, M.R. Visible–NIR reflectance for soil evaluation. **Geoderma**, Amsterdam. v. 121, p. 95–112, 2004.

DIMITRIADOU, E.; HORNIK, K.; LEISCH, F.; MEYER, D.; WEINGESSEL, A.: **e1071: Misc Functions of the Department of Statistics (e1071), TU Wien, r package version 1.5-18**, 2008. Disponível em: <<http://cran.r-project.org/web/packages/e1071/index.html>> Acesso em : 15 dez. 2010.

EMBRAPA. **Sistema brasileiro de classificação de solos**. 2 ed. Rio de Janeiro: EMBRAPA Solos, 2006. 306p.

EPIPHANIO, J.C.N.; FORMAGGIO, A.R.; VALERIANO, M.; OLIVEIRA, J.B. **Comportamento espectral de solos do Estado de São Paulo**. São José dos Campos: INPE, 1992. 131p.

ESRI, ArcGIS Desktop Developer Guide ArcGIS 9. ESRI Press, Redlands, California. 2006. 1 CD-ROM.

FELDWISCH, N. **Hangneigung und Bodenerosion. Boden und Landschaft** – Schriftenreihe zur Bodenkunde Landeskultur und Landschaftsökologie der Justus-Liebig-Universität Gießen, 1995, p. 31-152.

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

FONSECA, L.M.G. **Processamento digital de imagens**. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INP), 2000. 105p.

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

GIASSON, E.; INDA JUNIOR, A.V.; NASCIMENTO, P.C. Estimativa do benefício econômico potencial de dois levantamentos de solos no Estado do Rio Grande do Sul. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 36, p. 478-486, 2006.

GROENIGEN, J.W.; MUTTERS, C.S.; HORWATH, W. R.; KESSEL, C. NIR and DRIFT-MIR spectrometry of soils for predicting soil and crop parameters in a flooded field. **Plant Soil**, Dordrecht, v. 250, p.155–165, 2003.

HARTEMINK A.E, MCBRATNEY A.B ; MENDONÇA-SANTOS L. (Ed). **Digital soil mapping with limited data** Amsterdam: Sringer, 2008. p. 381-396;p. 165-172. 445p.

HORN, B.K.P. Hillshading and the reflectance map. **Proceedings / IEEE International Conference on Semantic Computing**, Los Alamitos, v. 69, p. 14-47. 1981.

HUTCHINSON, M.F. Development of a continent-wide DEM with applications to terrain and climate analysis. In: GOODCHILD, M.F. (Ed.). **Environmental Modeling with GIS**. New York: Oxford University Press, 1993. p.392–399..

IPPOLITI, G.A.R.; da COSTA, L.M.; SCHAEFER, C.E.G.R.; FERNANDES FILHO, E.I.; GAGGERO, M.R. Análise digital do terreno: ferramenta na identificação de pedoformas em microbacias na região de “Mar De Morros” (MG). **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 29, p. 269-276, 2005.

LAGACHERIE, P.; McBRATNEY, A.B. Spatial soil information systems and spatial soil inference systems: perspectives for digital soil mapping. In: LAGACHERIE, P.; McBRATNEY, A.B.; VOLTZ, M. (Ed.). **Developments in soil science**. Amsterdam: Elsevier, 2006. v. 31, p. 1-15. (Digital Soil Mapping: An Introductory Perspective, 31)

LEPSCH, I.F.; BUOL S.W.; DANIELS, R.B. Soil-landscape relations in Occidental Plateau of São Paulo State, Brazil: I, Geomorphic surfaces and soil mapping units. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 41, n. 1, p. 104-115, 1977.

LINDBERG, J.D.; SNYDER, D.G. Diffuse reflectance spectra of several clay minerals. **American Mineralogist**, Washington, v. 57, p. 485-493, 1972.

MADARI, B.E.; REEVES, J.B.; MACHADO, P.L.O.; GUIMARAES, C.M.; TORRES, E.; MCCARTY, G.W. Mid- and near-infrared spectroscopic assessment of soil compositional parameters and structural indices in two Ferralsols. **Geoderma**, Amsterdam, v.136, p.245-259, 2006.

MATHEWS, H.L.; CUNNINGHAM, R.L.; PETERSEN, G.W. Spectral reflectance of selected Pennsylvania soils. **Soil Science Society of American Proceedings**, Madison, v. 37, n. 2, p. 421-424, 1973.

MENDONÇA-SANTOS, M.L.; DOS SANTOS H.G. The state of the art of brazilian soil mapping and prospects for digital soil mapping. In: LAGACHERIE, P.; McBRATNEY, A.B.; VOLTZ, M. (Ed.). **Developments in soil science**. Amsterdam: Elsevier, 2006. p. 39-54. (Digital Soil Mapping: An Introductory Perspective, 31)

MEZZALIRA, S. **Folha Geológica de Piracicaba : SF 23-M 300**. São Paulo: Instituto Geográfico e Geológico do Estado de São Paulo. 1966. 1 mapa. Escala 1:100.000.

MIKLOS, A.A. **Biodynamique d'une couverture pédologique dans la region de Botucatu (Brésil-SP)**. 1992. 438 p. Thèse (Doctorat em Science Du Sol) – Université Pierre & Marie Curie, Université Paris VI, Paris, 1992.

MOORE, I.D.; GESSLER, P.E.; NIELSEN, G.A.; PETERSON, G. Soil attribute prediction using terrain analysis. **Soil Science Society of American Journal**, Madison, v. 57, p. 443-452, 1993.

MOUAZEN, A.M.; DE BAERDEMAEKER, J.; RAMON, H. Effect of wavelength range on the measurement accuracy of some selected soil constituents using visible-near infrared spectroscopy. **Journal of Near Infrared Spectroscopy**, New York, v. 14, p. 189-199, 2006.

MOUAZEN, A.M.; DE BAERDEMAEKER, J.; RAMON, H. Towards development of on-line soil moisture content sensor using a fibre-type. NIR spectrophotometer. **Soil Tillage Resources**, London, v. 80, p. 171-183, 2005.

NANNI, M.R.; DEMATTÊ, J.A.M.; FIORIO, P.R. Análise discriminante dos solos por meio da resposta espectral no nível terrestre. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.39, p.995-1006, 2004.

OLIVEIRA, J.B.; JACOMINE, P.K.T.; CAMARGO, M.N. **Classes gerais de solos do Brasil**. Jaboticabal: FUNEP, 1992. 201 p.

OLIVEIRA, J.B.; PRADO, H. **Carta pedológica de Piracicaba**. Secretaria da Agricultura. Campinas, Instituto Agrônômico de Campinas, 1989. 1v.

PEREIRA, A.G.; GÓMEZ, A.H.HE, Y. Near-infrared spectroscopy potential to predict N, P, K and OM content in a loamy mixed soil and its combination with precision farming. In 'CIGR INTERNATIONAL CONFERENCE BEIJING, 2004. Beijing. **Proceedings...** Beijing. 2004 1 CD-ROM.

R DEVELOPMENT CORE TEAM: **R: A Language and Environment for Statistical Computing, R Foundation for Statistical Computing**, Vienna, 2008. Acesso em : <<http://www.R-project.org>, ISBN 3- 900051-07-0>. Acesso em: 16 dez. 2010.

RAIJ, B. van.; ANDRADE, J.C.; CANTARELA, H.; QUAGGIO, J.A. **Análise química para avaliação de solos tropicais**. Campinas: IAC, 2001. 285p.

RAMÍREZ-LÓPEZ, L. **Pedologia quantitativa: espectrometria VIS-NIR-SWIR e mapeamento digital de solos**. 2009. 171 p. Dissertação (Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2009.

REIS, T.E.S.; BARROS, O.N.F.; REIS, L.C. Utilização de sistema de informações geográficas para obtenção de cartas de solo e de declividade do município de Bandeirantes-PR. **Geografia**, Londrina, v. 13, n. 1, p. 1-17, 2004.

REUSSER, D. **Tiger: Analysing time series of grouped errors**, r package **version 0.1**, 2009. Disponível em: <<http://cran.r-project.org/web/packages/tiger/index.html>> Acesso em: 20 dez. 2010.

RIVERO, R.G; GRUNWALD, S; BRULAND, G.L. Incorporation of spectral data into multivariate geostatistical models to map soil phosphorus variability in a Florida wetland. **Geoderma**, Amsterdam, v.140. p.428–443, 2007.

SANTOS, R.D.; LEMOS, R.C.; SANTOS; H.G.; KER, J.C.; ANJOS, L.H.C. **Manual de descrição e coleta de solo no campo**. 5.ed. Viçosa: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 2005. 100p.

SARLE, W. **The IEEE Transactions in Neural Networks (Neural Network FAQ)**. 2002. Disponível em <<ftp://ftp.sas.com/pub/neural/FAQ.html>>. Acesso em: 07 Jan. 2011.

SILVEIRA, C.T. **Análise digital do relevo na predição de unidades preliminares de mapeamento de solos: integração de atributos topográficos em sistemas de informação**

geográficas e redes neurais artificiais. 2010. 153 p. Tese (Doutorado em Ciências do Solo) Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2010.

SOUZA JUNIOR, J.G. de A.; DEMATTÊ, J.A.M.; GENU, A.M. Comportamento espectral dos solos na paisagem a partir de dados coletados por sensores terrestres e orbital. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 32, p. 449-456, 2008.

SOUZA JUNIOR, J.G.A. **Sensoriamento remoto e sistemas de informações geográficas na caracterização de solos e quantificação de seus atributos**. 2006. 141 p. Dissertação (Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2006.

STENBERG B.; VISCARRA ROSSEL R.A.; MOUAZEN A.M.; WETTERLIND J. Visible and Near Infrared Spectroscopy in Soil Science. In: SPARKS, D.L. (Ed.). **Advances in Agronomy**, Burlington: Academic Press, 2010. p. 163-215. Disponível em: [http://dx.doi.org/10.1016/S0065-2113\(10\)07005-7](http://dx.doi.org/10.1016/S0065-2113(10)07005-7). Acesso em: 10 nov. 2010.

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.

STORY, M.; CONGALTON, R.G. Accuracy assessment: a user`s perspective. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, New York, v. 52. n. 3, p. 397-399, 1986.

UDELHOVEN, T.; EMMERLING, C.; JARMER, T. Quantitative analysis of soil chemical properties with diffuse reflectance spectrometry and partial least-square regression: A feasibility study. **Plant Soil**, Dordrecht, v. 251, 319–329, 2003.

VAGEN, T.G. SHEPHERD, K.D.; WALSH, M.G. Sensing landscape level change in soil fertility following deforestation and conservation I the highlands of Madagascar using VIS-NIR spectroscopy. **Geoderma**, Amsterdam, v. 133, p. 281-294. 2006.

VIDAL TORRADO, P. **Pedogênese e morfogênese no Distrito de Tupi (Piracicaba-SP)**. Piracicaba, 1994. 212p. Tese (Doutorado em Solos e Nutrição de Plantas) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”. Universidade de São Paulo, Piracicaba, 1994.

VISCARRA ROSSEL, R.A.; CATTLE, S.R., ORTEGA, A.; FOUAD, Y.. In situ measurements of soil colour, mineral composition and clay content by vis-NIR spectroscopy. **Geoderma**, Amsterdam, v. 150, p. 253–266, 2009.

VISCARRA ROSSEL, R.A.; MINASNY, B.; ROUDIER, P.; MCBRATNEY, A.B. Colour space models for soil science. **Geoderma**, Amsterdam, v. 133, p. 320–337, 2006.

VISCARRA ROSSEL, R.A., RIZZO, R., DEMATTÊ, J.A.M.; BEHRENS, T. Spatial modelling of a soil fertility index using vis–NIR spectra and terrain attributes. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v.74, p. 1293-1300, 2010.

VITORELLO, I.; GALVÃO, L.S. spectral properties of geologic materials in the 400 to 2500 nm range: Review for applications to mineral exploration and lithologic mapping. **Photo Interpretation**. Paris, v. 34, p. 77-96, 1996.

WOLD, H. **Systems under indirect observation**. Amsterdam: Elsevier, 1982. 1v.

XIE, X.; BENI, G.: A validity measure for fuzzy clustering, **IEEE T. Pattern analysis and applications**, London, v. 13, p.841-847, 1991.

ZEVENBERG, L.W.; THOME, C. R. Quantitative analysis of landsurface topography. **Earth Surface Processes Landforms**, United Kingdom v. 12, p. 47-56, 1987.

ANEXOS

ANEXO A - Análise química, granulométrica e cor das amostras de solo referentes a perfis representativos, referentes ao conjunto de dados do estudo

(Continua)

Identif.	Solo	Horizonte	Areia	Silte	Argila	MO	P	K	Ca	Mg	Al	H	SB	CTC	V	m	pH		matiz	v	c
			-----g.kg ⁻¹ -----			mg.kg ⁻¹	-----mmol _c .kg ⁻¹ -----							%	H2O	KCl					
P10A	PV3-2	Ap	720	100	180	16	44	1.8	9	3	3	31	13.8	44.8	31	18	4.5	.	4.9YR	3.3	1.8
P10B		B	660	40	300	12	1	1.3	22	7	3	13	30.3	43.3	70	9	5.6	.	3.1YR	3.6	2.3
P10C		Bw ₁	660	60	280	11	1	1	11	6	5	31	18	49	37	22	5.2	4.2	3.9YR	3.4	2.3
P10D		Bw ₂	680	40	280	10	1	1.1	6	4	5	20	11.1	31.1	36	31	4.8	.	3.4YR	3.8	2.5
P11A	NVf1-1	Ap	320	140	540	24	50	30.1	52	18	3	25	100.1	125.1	80	3	6.6	.	3.2YR	3.5	1.7
P11B		Bt	180	100	720	14	7	32.1	49	12	0	7	93.1	100.1	93	0	6.3	.	2.8YR	3.7	2.2
P26A	PA1-6	Ap	600	180	220	11	4	4	25	11	1	11	40	51	78	2	5.1	.	9.9YR	4.1	1.8
P26B		A/B	380	170	450	10	1	4.5	31	12	11	29	47.5	76.5	62	19	4.5	.	8.5YR	4	2.3
P26C		Bt	300	200	500	7	1	1.3	8	9	35	51	18.3	69.3	26	66	4.3	3.6	8.7YR	4.2	2.5
P26D		Bg	100	180	720	7	1	3.5	7	8	64	70	18.5	88.5	21	78	4.5	.	4.5Y	4.4	1.5
P28A	PA1-1	A	480	240	280	27	3	1.8	49	10	5	52	60.8	112.8	54	8	4.8	.	8.0YR	3.5	1.2
P29A	PVA2-1	A	820	80	100	8	2	0.6	8	3	0	2	11.6	13.6	85	0	6.1	.	6.9YR	3.9	2
P29B		Bt ₁	550	60	390	9	1	0.4	45	8	1	11	53.4	64.4	83	2	6.1	.	4.3YR	3.9	2.2
P29C		Bt ₂	570	60	370	15	1	1	42	11	0	11	54	65	83	0	6.3	5.5	5.7YR	3.7	3.1
P29D		BC	580	80	340	7	1	0.2	40	11	0	5	51.2	56.2	91	0	6.7	.	4.1YR	3.8	2.6
P31A	CX4-5	A	800	60	140	12	9	0.7	43	19	0	6	62.7	68.7	91	0	6.8	.	0.1Y	3.7	1.4
P31B		AB	720	140	140	12	39	0.4	23	10	8	24	33.4	57.4	58	19	5.3	.	0.1Y	4.2	2.2
P31C		Bi	700	100	200	7	1	0.4	2	2	43	54	4.4	58.4	8	91	4.4	3.9	0.1YR	4.6	2.9
P31D		C	700	100	200	7	1	0.5	4	2	80	86	6.5	92.5	7	92	5.3	.	8.5YR	5.3	2.9

ANEXO A - Análise química, granulométrica e cor das amostras de solo referentes a perfis representativos, referentes ao conjunto de dados do estudo

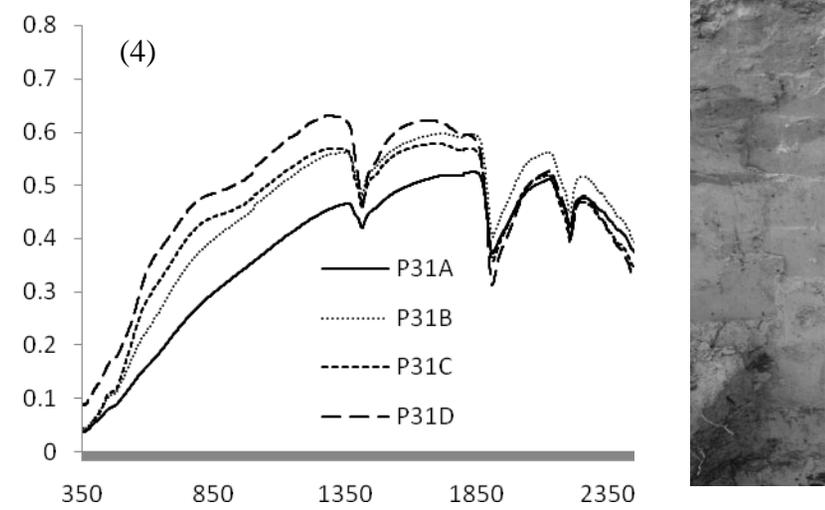
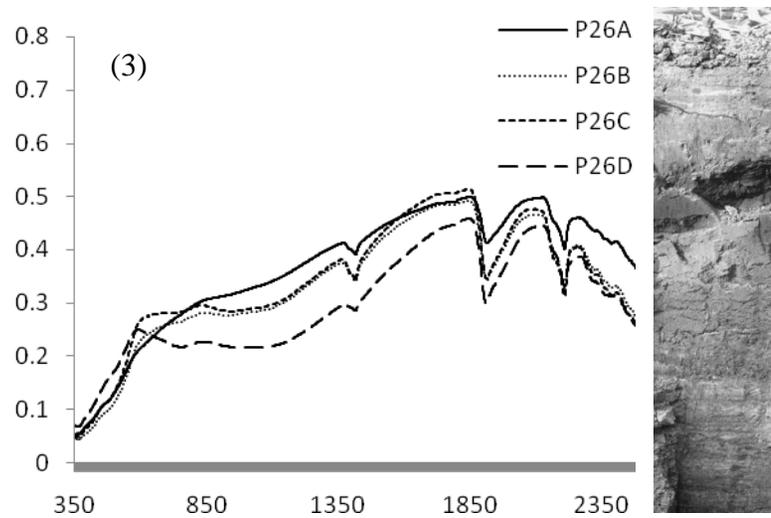
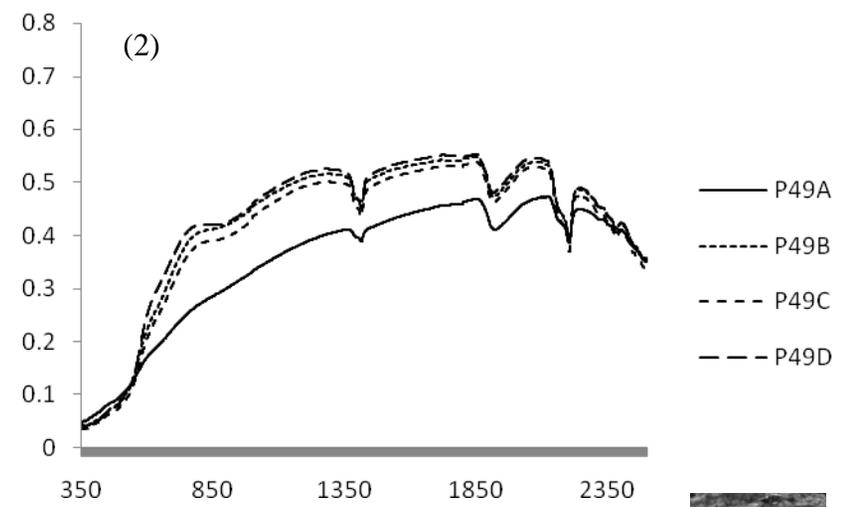
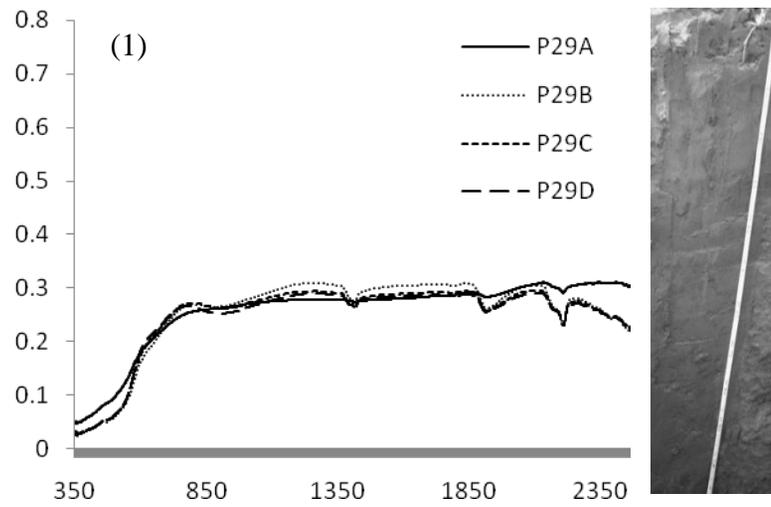
(Continua)

Identif.	Solo	Horizonte	Areia	Silte	Argila	MO	P	K	Ca	Mg	Al	H	SB	CTC	V	m	pH		matiz	v	c
			-----g.kg ⁻¹ -----			mg.kg ⁻¹	-----mmol _c .kg ⁻¹ -----							%	H2O	KCl					
P32A	PA4-3	Ap	840	60	100	10	3	0.7	14	6	5	16	20.7	36.7	56	19	5	.	8.9YR	3.8	1.4
P32B		AB	800	80	120	10	1	0.4	15	6	19	34	21.4	55.4	39	47	4.9	.	8.9YR	4	2.5
P32C		Bt ₁	780	60	160	7	1	0.4	8	3	35	43	11.4	54.4	21	75	4.6	3.9	7.6YR	4.6	3.3
P32D		Bt ₂	760	40	200	7	1	0.4	2	2	60	65	4.4	69.4	6	93	4.5	.	5.8YR	4.7	4.1
P37A	PVAL3-3	A	680	100	220	17	6	1.6	28	13	0	17	42.6	59.6	71	0	6.1	.	8.3YR	3.7	1.7
P37B		AB	660	100	240	14	3	0.4	24	8	4	27	32.4	59.4	55	11	5	.	7.2YR	3.9	2.4
P37C		Bt	530	100	370	13	1	0.4	15	6	12	34	21.4	55.4	39	36	4.8	3.9	6.5YR	3.8	2.6
P37D		Bw ₁	530	100	370	11	1	0.5	6	5	18	41	11.5	52.5	22	61	4.6	.	5.9YR	4	3
P37E		Bw ₂	570	80	350	9	1	0.6	3	4	13	33	7.6	40.6	19	63	4.7	.	5.1YR	4.4	3.6
P39A	PVA3-3	Ap	580	160	260	15	2	0.6	6	3	6	29	9.6	38.6	25	38	4.9	.	8.5YR	4	1.8
P39B		AB	560	180	260	11	1	0.2	15	4	5	20	19.2	39.2	49	21	5	.	7.5YR	4.2	2.7
P39C		Bt ₁	460	160	380	11	1	0.4	10	3	15	37	13.4	50.4	27	53	4.8	3.9	6.0YR	4.1	3
P39D		Bt ₂	440	200	360	7	1	0.4	3	3	17	26	6.4	32.4	20	73	4.6	.	4.4YR	4.4	4
P40A	LV4-3	Ap	680	100	220	10	2	0.6	9	4	9	34	13.6	47.6	29	40	4.9	.	5.9YR	3.6	2
P40B		AB	680	100	220	12	1	0.3	5	1	12	31	6.3	37.3	17	66	4.5	.	5.4YR	3.9	3
P40C		Bw ₁	620	120	260	9	1	0.2	6	3	6	20	9.2	29.2	32	39	4.8	4	4.8YR	4.1	3
P40D		Bw ₂	640	120	240	7	1	0.2	5	2	9	18	7.2	25.2	29	56	4.7	.	4.2YR	4	3.8
P40E		Bw ₃	600	140	260	7	1	0.1	2	1	7	16	3.1	19.1	16	69	4.5	.	3.8YR	4.5	4.1
P46A	LV2-2	Ap	470	80	450	20	16	0.4	27	11	5	26	38.4	64.4	60	12	5.8	.	2.0YR	3.5	2.1
P46B		Bw ₁	420	60	520	12	1	0.2	4	1	9	28	5.2	33.2	16	63	4.5	.	2.5YR	3.7	2.7
P46C		Bw ₂	410	60	530	10	1	0.2	10	5	3	25	15.2	40.2	38	16	4.9	4.4	2.3YR	3.5	2.5
P46D		Bw ₃	410	60	530	10	1	0.1	8	4	2	24	12.1	36.1	34	14	4.7	.	2.7YR	3.4	2.7

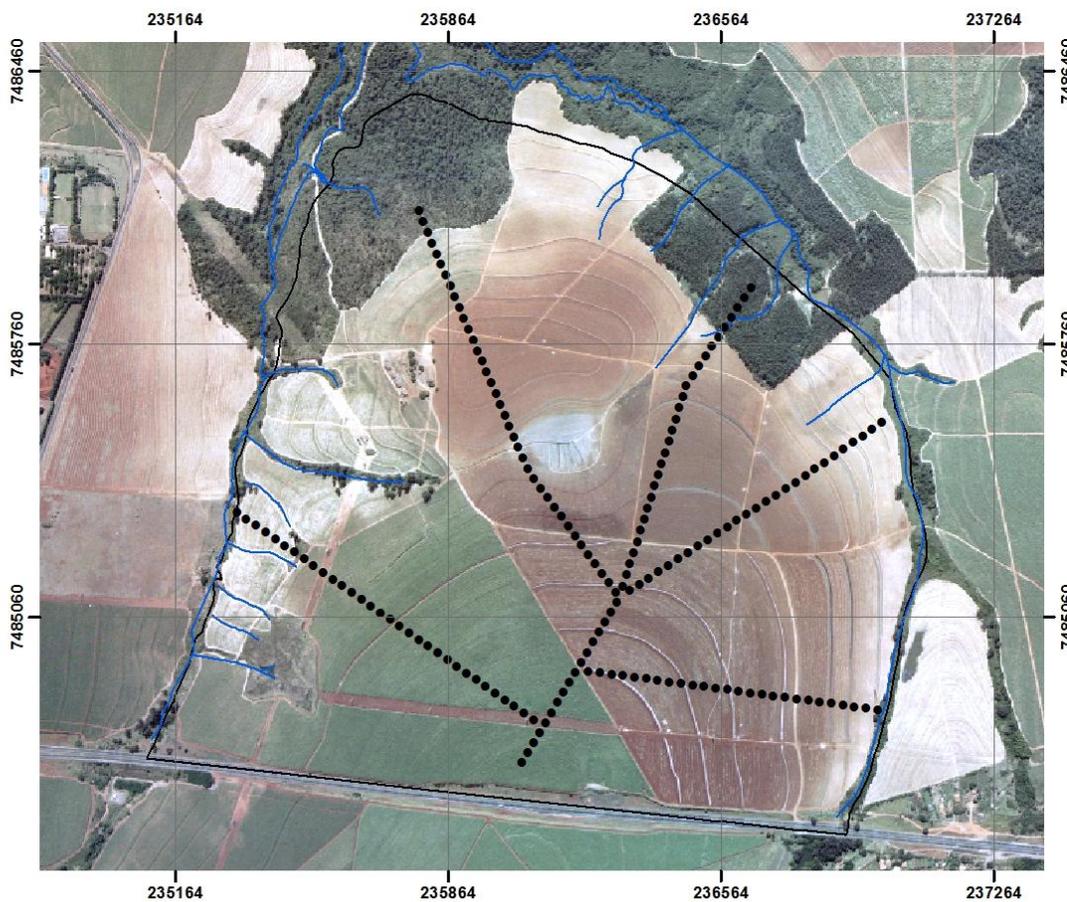
ANEXO A - Análise química, granulométrica e cor das amostras de solo referentes a perfis representativos, referentes ao conjunto de dados do estudo

(Conclusão)

Identif.	Solo	Horizonte	Areia	Silte	Argila	MO	P	K	Ca	Mg	Al	H	SB	CTC	V	m	pH		matiz	v	c
			-----g.kg ⁻¹ -----			mg.kg ⁻¹	-----mmol _c .kg ⁻¹ -----							%	H2O	KCl					
P49A	PVL4-1	Ap	720	120	160	15	342	1.8	42	6	2	15	49.8	64.8	77	4	6.2	.	7.5YR	3.6	1.7
P49B		AB	700	120	180	9	75	1.5	23	5	1	8	29.5	37.5	79	3	6.3	.	4.9YR	4	3
P49C		Bt ₁	700	100	200	7	1	1.1	19	4	0	6	24.1	30.1	80	0	6.3	5.5	4.5YR	3.8	2.7
P49D		Bt ₂	700	100	200	7	1	0.5	17	3	0	2	20.5	22.5	91	0	6.8	.	3.8YR	4	3.7
P53A	LV2-1	A	460	60	480	24	14	1.6	9	5	8	51	15.6	66.6	23	34	4.7	.	2.1YR	3.4	1.7
P53B		B	470	60	470	13	2	0.6	23	3	7	37	26.6	63.6	42	21	4.5	.	1.8YR	3.6	2
P53C		Bw ₁	340	60	600	14	2	0.2	25	8	2	22	33.2	55.2	60	6	5.5	4.8	1.5YR	3.4	2.2
P53D		Bw ₂	350	40	610	11	2	0.2	13	4	3	15	17.2	32.2	53	15	5.5	.	1.5YR	3.4	2.2
P54A	PVA2-1	Ap	580	140	280	15	3	0.4	27	5	5	90	32.4	122.4	26	13	5.4	.	5.9YR	3.8	2.1
P54B		AB	380	140	480	11	2	0.4	48	7	4	14	55.4	69.4	80	7	5.8	.	4.9YR	3.9	2.9
P54C		Bt ₁	400	120	480	7	2	0.4	44	8	0	9	52.4	61.4	85	0	5.5	5	5.6YR	3.8	3.5
P54D		Bt ₂	380	120	500	9	2	0.3	37	8	2	11	45.3	56.3	80	4	6	.	5.6YR	3.9	3.6
P54E		Bt ₃	390	100	510	7	2	0.2	40	11	0	5	51.2	56.2	91	0	6	.	3.8YR	4.1	3.5
P55A		Ap	440	180	380	18	14	1	53	19	1	22	73	95	77	1	5.5	.	6.5YR	3.5	1.6
P55B	PVA1-1	AB	260	100	640	13	2	0.6	55	19	5	16	74.6	90.6	82	6	6	.	5.0YR	3.7	1.6
P55C		Bt	180	120	700	9	1	1.1	43	26	0	17	70.1	87.1	80	0	5.8	5.2	5.2YR	3.6	2.1
P55D		C/R	270	190	540	9	1	0.9	5	5	49	60	10.9	70.9	15	82	4.8	.	5.5YR	4.3	2.1
P55E		R	480	200	320	7	1	1	2	3	75	79	6	85	7	93	4.8	.	7.6YR	4.8	2.1
P56A	RL2-5	Ap	280	460	260	18	5	1.6	48	21	6	25	70.6	95.6	74	8	5.3	.	9.1YR	4.1	2



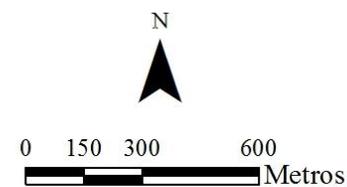
ANEXO B - Comportamento espectral dos horizontes constituintes dos perfis representativos e suas respectivas fotografias, sendo (1) PVA2-1, (2) PVAL4-1, (3) PA1-6 e (4) CX4-5



Legenda

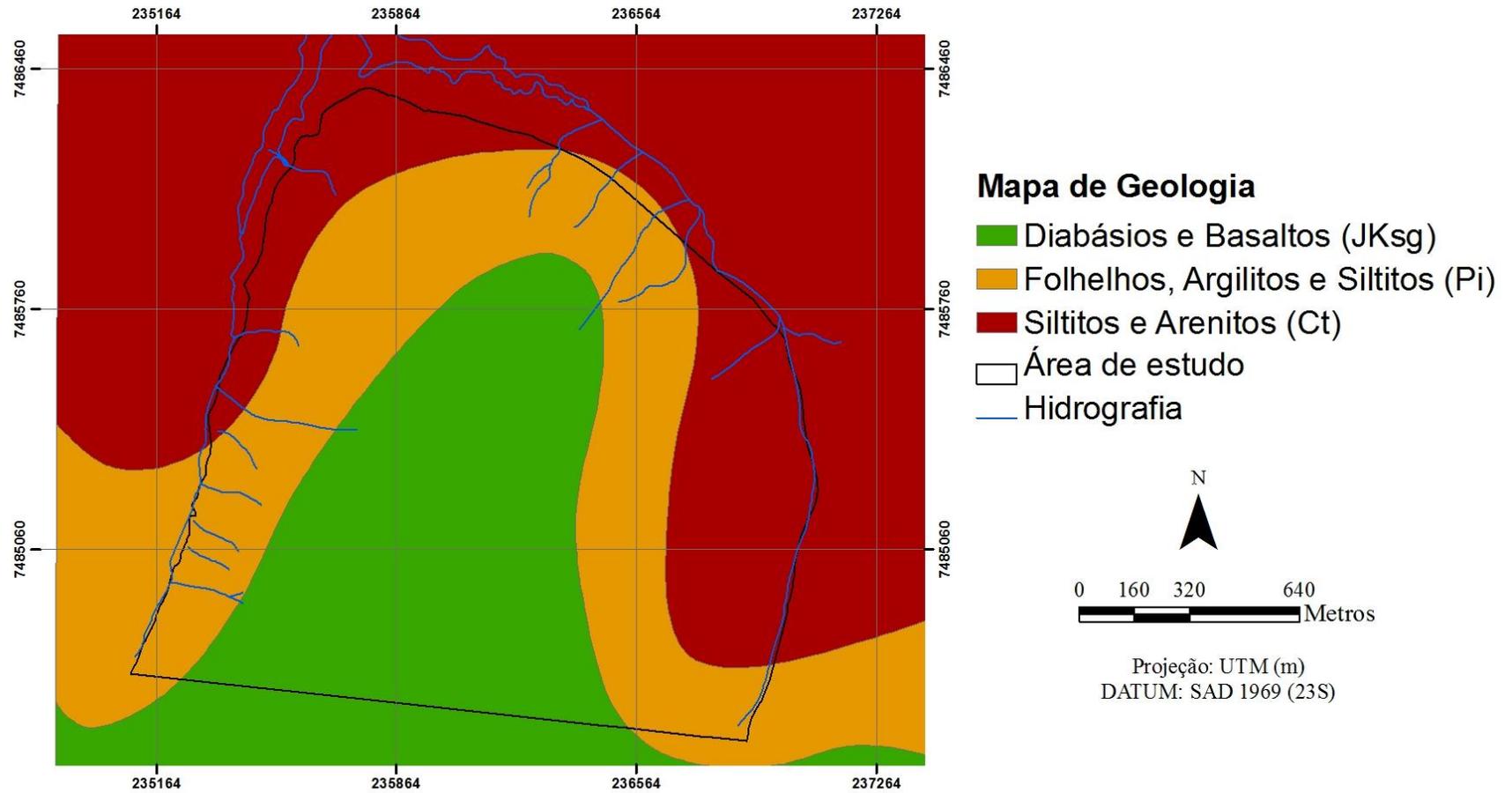
- Área de estudo
- Hidrografia
- Tradagens

Fotografia Aérea
 Período de Aquisição: Outubro de 2000



Projeção: UTM (m)
 DATUM: SAD 1969 (23S)

ANEXO C - Ilustração da área de estudo indicando pontos de coleta de solos



ANEXO D - Mapa de geologia da área de estudo, semi-detalhado, (Folha geológica de Piracicaba). Fonte: Instituto Geográfico e Geológico do Estado de São Paulo (Mezzalira, 1966)