

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

**Múltiplas técnicas no mapeamento digital de solos**

**Marcelo Rodrigo Alves**

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

**Piracicaba  
2008**

# **Livros Grátis**

<http://www.livrosgratis.com.br>

Milhares de livros grátis para download.

Marcelo Rodrigo Alves  
Engenheiro Florestal

## **Múltiplas técnicas no mapeamento digital de solos**

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

Tese apresentada para obtenção do título de  
Doutor em Agronomia. Área de concentração:  
Solos e Nutrição de Plantas

**Piracicaba  
2008**

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

Alves, Marcelo Rodrigo  
Múltiplas técnicas no mapeamento digital de solos / Marcelo Rodrigo Alves. - -  
Piracicaba, 2008.  
159 p. : il.

Tese (Doutorado) - - Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, 2008.  
Bibliografia.

1. Classificação do Solo 2. Mapeamento do solo 3. Sensoriamento remoto 4 .  
Sistema de Informação Geográfica 5. Solos I. Título

CDD 631.47  
A474m

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

A DEUS, pela vida e por me dar forças para concretizar mais esta etapa. Por ser o meu pastor e me guiar pelos pastos verdejantes.

## Ofereço

Aos meus pais, Leônidas e Maria Aparecida, pela minha formação nos princípios da verdade e pela compreensão da minha ausência nos momentos de alegrias e de tristezas.

A D<sup>a</sup> Luzimar e Sr. Valdecir (sogra e sogro) pelo carinho com que me aceitaram na família e os momentos que intercederam por mim junto a Deus.

Aos meus irmãos e cunhados, Marcos (*in memoriam*), Márcia & Marcelo, Mariane, Rafael, Valcimar & Alexandra, Márcio & Renata, Márcia, pelo apoio e incentivo a mim dispensado durante os longos anos de estudos.

Aos meus sobrinhos, Álvaro, Thaís, Gabrielle, Davi, Enzo pelos momentos de alegrias, os quais, embora não tenham sido tão freqüentes, foram muito valiosos para que eu continuasse na busca dos meus ideais, procurando sempre poder ser algum dia referencial de alguém que lutou pelos seus anseios.

Especialmente a minha esposa Luziane que nestes anos ao meu lado foi bem mais que uma esposa, foi a pessoa mais graduada que conheci. Foi economista doméstica, foi nutricionista, foi urologista perante minhas crises renais intermináveis, foi endocrinologista, foi psicóloga, mas hora foi psiquiatra, foi engenheira, foi pedóloga, foi intercessora, foi companheira, foi amiga, enfim foi o pilar para minha sustentação.

## Dedico

A Deus, pois sempre esteve à frente de todas as coisas.

À Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade Estadual de São Paulo (USP), por intermédio do Departamento de Ciência do Solo, pelos ensinamentos e pela oportunidade de realização do Curso.

Ao professor José Alexandre M. Demattê, pela orientação valiosa, pelo incentivo, pela amizade sincera e pela confiança e dedicação demonstrados ao longo da condução deste trabalho.

Aos demais professores do departamento, pela confiança e ensinamentos acadêmicos que foram valiosos para minha formação.

Ao Instituto nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) pela disponibilização das imagens de satélite.

Ao professor João Luiz Lani por ter sido um grande mestre na minha jornada acadêmica.

Aos colegas de pós, José Geraldo, Aline, Henrique, Suzana, Leonardo, Fabrício, Marcos, pela amizade, pela companhia na “batsalinha”, pelas brincadeiras, pelas valiosas contribuições e ajudas.

Ao estudante de doutorado Fabrício pela ajuda no processamento das imagens.

Ao estudante de mestrado Leonardo pela ajuda com as estatísticas dos dados.

Aos estudantes de mestrado Henrique, Suzana e Marcos e estagiários Osmar, Julio, Leonardo, Rudnei, Gustavo, Fernando, Luciana, Edvania, pelas contribuições ao longo deste trabalho e principalmente pelo apoio nas intermináveis leituras espectrais.

Ao grupo Cosan (Filiais Serra e Tamoio) pela possibilidade de execução deste trabalho.

A CAPES pela bolsa concedida durante parte do desenvolvimento da pesquisa.

A Fapesp pelo apoio financeiro pn. 7/55241-1

Aos amigos da Igreja Cristã Maranata que sempre foram uma família para mim.

A todos que, de alguma forma, contribuíram para a realização deste trabalho.

## Agradeço

*“De tudo que se tem ouvido, o fim é: Teme a Deus, e guarda os seus mandamentos; porque este é o dever de todo o homem.”*

***Eclesiastes 12:13***

## SUMÁRIO

RESUMO .....	8
ABSTRACT .....	9
1 INTRODUÇÃO .....	10
2 ÍNDICES DE RELEVO E INFORMAÇÕES ESPECTRAIS NA DETECÇÃO DE LIMITES DE CLASSES DE SOLOS.....	18
Resumo.....	18
Abstract .....	19
2.1 Introdução.....	20
2.2 Materiais e Métodos.....	23
2.2.1 Descrição da área de estudo .....	23
2.2.2 Seqüência de Trabalho.....	23
2.2.2.1 Fase 1 - Base de Dados Pré-existente .....	23
2.2.2.2 Fase 2 - Modelagem de dados topográficos e correlação com solos .....	25
2.2.2.3 Fase 3 - Análise de dados espectrais na determinação dos limites das unidades de mapeamento.....	27
2.2.2.4 Fase 4 - Validação dos métodos na detecção dos limites de solos .....	27
2.3 Resultados e Discussões.....	28
2.3.1 Relação entre a distribuição espacial dos solos e os índices de relevo.....	28
2.3.2 Relação pontual entre índices de relevo e atributos físicos do solo .....	33
2.3.3 Distinção de classes de solos por análise de agrupamento hierárquico de Cluster .....	39
2.4 Conclusões .....	45
Referências .....	46
3 DETERMINAÇÃO QUANTITATIVA DE ELEMENTOS DO SOLO POR TÉCNICA SECA E NÃO DESTRUTIVA.....	52
Resumo.....	52
Abstract .....	53
3.1 Introdução.....	54
3.2 Materiais e Métodos.....	57
3.2.1 Descrição da área de estudo .....	57
3.2.2 Processo Metodológico.....	58
3.2.2.1 Fase 1 - Obtenção do banco de dados para o desenvolvimento da fase 1.....	60
3.2.2.2 Fase 2 - Obtenção do banco de dados para o desenvolvimento da fase 2.....	63
3.3 Resultados e Discussões.....	64
3.3.1 Análise descritiva das variáveis dependentes utilizadas na geração das equações de regressão múltiplas.....	64
3.3.2 Determinação de atributos por espectrorradiometria .....	67
3.3.3 Validação das equações de regressão múltipla para estimativa de atributos dos solos.....	71
3.4 Conclusões .....	77
Referências .....	78
4 CLASSIFICAÇÃO TEXTURAL DA SUPERFÍCIE DO SOLO POR IMAGENS DE SATÉLITE EM ÁREAS CULTIVAS COM CANA-DE-AÇÚCAR.....	83
Resumo.....	83
Abstract .....	84
4.1 Introdução.....	85



4.2	Materiais e Métodos.....	88
4.2.1	Descrição da área de estudo .....	88
4.2.2	Processo Metodológico.....	89
4.2.2.1	Fase 1 - Base de Dados Pontual.....	89
	Fase 2 - .....	93
4.2.2.2	Validação.....	93
4.3	Resultados e Discussões.....	95
4.3.1	Imagens da Classificação Supervisionada .....	95
4.3.2	Mosaicos das Imagens de Classificação Supervisionada .....	96
4.3.3	Utilização da classificação supervisionada para mapeamento da classe textural do solo em superfície .....	101
4.4	Conclusões .....	103
	Referências .....	104
5	USO MÚLTIPLO DE FERRAMENTAS TECNOLÓGICAS NO MAPEAMENTO DE SOLOS .....	108
	Resumo.....	108
	Abstract .....	109
5.1	Introdução.....	110
5.2	Materiais e Métodos.....	112
5.2.1	Descrição da área de estudo .....	113
5.2.2	Processo Metodológico.....	114
5.2.2.1	Fase 1 - Determinação de padrões a partir da área 1 .....	115
5.2.2.2	Fase 2 - Aplicação dos padrões para a área 2.....	119
5.2.2.3	Fase 3 - Validação do mapa digital de solos .....	126
5.3	Resultados e Discussões.....	129
5.3.1	Quantificação dos atributos do Solo.....	129
5.3.2	Uso das curvas espectrais como indicadores para classificação de solos.....	133
5.3.3	Características gerais do Mapa Digital de solos (MDS) de solos e sua comparação com o Mapa Convencional (MC).....	137
5.4	Conclusões .....	143
5.5	Referências .....	145
	ANEXOS.....	154

## RESUMO

### Múltiplas técnicas no mapeamento digital de solos

A busca por elevados índices de produtividade agrícola, bem como a demanda constante pelo uso da terra tem cada vez mais realçado a importância do conhecimento do solo e de suas propriedades, o que se dá, principalmente, através dos levantamentos de solo. No entanto, a obtenção destas informações não é direta, sendo dispendiosa, morosa e pouco atrativa, refletindo-se na carência de profissionais especializados e, conseqüentemente, na ausência de levantamentos de solos em níveis detalhados. A continuidade na execução de levantamentos, em quaisquer níveis, depende principalmente do emprego de novas técnicas, sobretudo das técnicas de mapeamento digital. Essencialmente por este recurso oferecer agilidade e acuracidade, despertando também o interesse de novos pesquisadores. Inúmeros estudos em levantamentos de solos têm abordado e indicado o uso de dados geoespaciais (modelo digital de elevação, geomorfologia, entre outros) e produtos de sensoriamento remoto espectral (espectrorradiometria aos níveis de laboratório, campo e/ou orbital), porém não há trabalhos unindo estas técnicas de forma concisa, apurada e científica. Neste contexto, este trabalho visa, fundamentalmente, determinar um método que identifique e espacialize classes de solos utilizando múltiplas ferramentas, como o sensoriamento remoto (dados espectrais ao nível laboratorial e orbital), aspectos da paisagem (modelo digital de elevação, declividade, curvatura, rede de drenagem, e outros) e sistemas de informações geográficas (manipulação e cruzamento de informações), obtendo, como produto final, um mapa digital de solos.

Palavras-chave: Classificação do solo; Mapeamento do solo; Sensoriamento remoto; Sistema de informação geográfica; Solos

## ABSTRACT

### **Multiple techniques in the digital soil mapping**

The search for high levels of agricultural productivity and the constant demand for the use of land has emphasized the importance of knowledge of soil and its properties, mainly through of the soil mapping. However obtaining this information is not direct, beyond costly, slowly and not very attractive, reflecting on the lack of skilled professionals and in the absence of mappings at levels detailed. The continuity in the implementation of surveys on any level depends mainly on the use of new techniques, especially the digital techniques. Essentially this feature by offering speed and accuracy, also arousing the interest of new researchers. Studies on surveys of land have addressed and indicated the use of geospatial data (digital elevation model, geomorphology, among others) and products of spectral remote sensing (spectroradiometry at the laboratory, field and/or orbital levels), but there is no works uniting these techniques in a concise, accurate and scientific away. In this context, this work is aimed, primarily, determine a method that identifies and spatializing classes of soil using multiple tools, such as remote sensing (spectral data at laboratory and orbital), aspects of the landscape (digital model of elevation, slope, curvature, network of drainage, and others) and geographic information systems (crossing and manipulation of information), obtaining, as the final product, a digital soil map.

Keywords: Soil classification; Soil mapping; Remote sensing; Geographic information system; Soils

## 1 INTRODUÇÃO

Nos últimos anos o mapeamento temático tem passado por grandes revoluções como resultados de avanços na ciência da informação geográfica e sensoriamento remoto (ROSSITER, 2005). Cada vez mais, grandes bancos de dados têm sido criados em nível regional, nacional, continental e até mundial (McBRATNEY; MENDONÇA SANTOS; MINASNY, 2003). Os desafios de compreensão desses grandes armazéns de dados, por sua vez, levam ao desenvolvimento de novas ferramentas no domínio das estatísticas e geram novas áreas como a mineração de dados e aprendizagem automática (HASTIE; TIBSHIRANI; FRIEDMAN, 2001).

Na área da ciência do solo, isto não é exceção, principalmente pelo uso de ferramentas, tais como sistemas de informação geográfica (SIG), GPS, sensoriamento orbital e terrestre, acesso a fontes de dados como as imagens SRTM (Shuttle Radar Topography Mission) que possibilitam adquirir modelos digitais de elevação (MDE). Tudo isto tem sugerido novos caminhos para os estudos pedológicos, especialmente por surgirem num momento em que há um clamor mundial por informações a respeito do solo para fins de monitoramento ambiental e modelagem.

Em 2006 a Organização das Nações Unidas para Agricultura e Alimentação - FAO, publicou o “World reference base for soil resources” tendo como alvo central o combate à fome, pois como o próprio nome da publicação sugere, entende-se que os países subdesenvolvidos e em desenvolvimento só terão sucesso se adquirirem o conhecimento científico e técnico sobre seus solos.

No Brasil o Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (Inpe/MCT) concluiu o levantamento da área cultivada com cana-de-açúcar nos principais estados produtores da região centro-sul na safra 2008/09 e concluíram que houve um aumento na área cultivada de 15,7% chegando a uma área total estimada de 6,53 milhões de hectares. Segundo o Governo é preciso um aumento de cerca de 2,5 milhões de hectares de área plantada de cana de açúcar. Mas que classes de solos estas novas áreas vão abranger? Será que está sendo levado em conta às aptidões agrícolas das terras? E como isto está sendo feito sem o real conhecimento do solo?

Atualmente se conta, no Brasil, com levantamentos de solos antigos e pouco detalhados, como os do projeto Radam (escala 1:1.000.000) e os realizados pela Embrapa (DEMMATÊ et al., 2004). O Estado de São Paulo é o que apresenta mapas com melhor nível de detalhamento, tais

como as cartas semi-detalhadas feitas pelo IAC que, mesmo assim, não cobrem todo o Estado. Estes levantamentos generalizados que contemplam todo o território nacional foram importantíssimos para o estabelecimento de políticas em níveis regionais, porém apresentam fortes limitações quanto a utilização para fins mais específicos, em razão de suas peculiaridades. Portanto, para todos os demais fins a que se possam destinar os levantamentos pedológicos e que os exigem em níveis de maior detalhe, pode-se dizer que o Brasil é um país totalmente carente (OLIVEIRA, 1999).

Assim, a continuidade na execução de levantamentos, em quaisquer níveis, depende principalmente destas novas técnicas de mapeamento digital, que podem iniciar uma nova fase dos levantamentos de solos, simplesmente adequando e ajustando procedimentos através da utilização de novas ferramentas.

Entre estas novas ferramentas encontram-se o sensoriamento remoto. Diversos autores têm reportado que a utilização de informações obtidas através deste podem predizer atributos do solo assim como mapeá-los de maneira menos onerosa e mais rápida (BROWN et al., 2006). Jensen (2000), descreve que o estudo do solo através do sensoriamento remoto pode ser realizado em três níveis de aquisição de dados: (i) terrestre, com sensores em laboratório ou campo; (ii) aérea, através de sensores a bordo de aeronaves e (iii) orbital, com sensores em satélites.

A avaliação da resposta espectral do solo no nível terrestre teve início nas décadas de 60 e 70, com os trabalhos de Obukhov e Orlov (1964) que verificaram a baixa reflectância da curva espectral devido aos ácidos húmicos. Posteriormente, Bowers e Hanks (1965) avaliaram o efeito da matéria orgânica, umidade e tamanho de partícula na reflectância do solo.

Assim, até o início do século XXI diversos trabalhos se concentraram na caracterização das curvas espectrais (CONDIT, 1970; STONER; BAUMGARDNER, 1981; FORMAGGIO et al., 1996) determinaram curvas espectrais para classificar solos do Estado de São Paulo. Posteriormente a esta data, e já com a convicção do uso do sensoriamento no estudo de solos (BEN-DOR, 2002), vários autores passaram a utilizar dados de sensoriamento remoto terrestre para estimar atributos do solo como CTC, pH, saturação por bases, elementos trocáveis (Ca, Mg, K) (DUNN et al., 2002; SHEPHERD; WALSH, 2002; UDELHOVEN; EMMERLING; JARMER, 2003), argila, matéria orgânica, ferro (CHANG et al., 2001; ISLAM; SINGH; McBRATNEY, 2003) e para mapear solos (DEMATTE et al., 2004) com bons resultados.

No nível orbital, os trabalhos no estudo ambiental iniciaram na década de 70, após o lançamento do Landsat-1 em 1972. Donker e Mulder (1977) demonstraram a utilidade dos dados orbitais MSS na discriminação de classes de solos. Baumgardner et al., (1985) apresentaram uma revisão da utilidade dos dados Landsat no levantamento, mapeamento e manejo de solo.

Coleman, Agbu e Montgomery (1993) utilizaram dados do sensor TM-Landsat 5 para quantificar atributos do solo, enquanto Sousa Junior (2005) utilizou imagem ASTER para o mesmo fim. Já Nanni (2000), utilizando imagem Landsat-5, gerou equações de regressão múltipla para estimar atributos e também utilizou os dados orbitais para discriminar e mapear solos. Outros trabalhos têm sido realizados para avaliar degradação, salinidade e erosão (BEN-DOR et al., 2002) dentre outros aspectos do solo. De qualquer maneira, estudos sobre o comportamento espectral de solos ao nível orbital são poucos, havendo a necessidade de sua determinação e conhecimento dos padrões, visando a utilização dos dados por futuros usuários.

Paralelamente aos estudos relacionados aos sensores, os solos também vêm sendo avaliados quanto às características topográficas (MOORE; GESSLER; NIELSON, 1993). Sabendo que os dados espectrais têm relação com o solo e os dados topográficos também, permitiriam os dois usados conjuntamente, melhorar as informações sobre solos?

Neste sentido, as informações do sensoriamento remoto podem ser combinadas com dados como topografia, geologia, hidrologia e métodos geoestatísticos dentro de um sistema de informações geográficos, o que tem permitido uma caracterização eficiente do solo e seus atributos e a análise rápida de um grande número de dados (SCULL et al., 2003).

Irvin, Ventura e Slater (1997) utilizaram a informação derivada da análise digital do terreno (elevação, declividade, curvatura, radiação solar incidente e um índice topográfico) em classificações dos tipos ISODATA (Iterative Self-Organizing Data Analysis Technique) e lógica difusa (“fuzzy logic”) para discriminação de pedoformas. Esses autores encontraram que os dois tipos de classificações numéricas replicam as unidades da paisagem obtidas por métodos manuais e ainda permitiram maior detalhamento e quantificação dos elementos da paisagem.

Wanglu et al., (2003) examinaram a fusão de vários produtos do sensoriamento remoto (Landsat TM, IKONOS e fotos aéreas) e um modelo numérico do terreno (MNT) para determinar uma melhor combinação desses produtos no mapeamento de diferentes classes de drenagens de solos. Seus resultados demonstraram que houve um significativo aumento na predição espacial

das classes de padrões de drenagem do solo quando utilizados técnicas de classificação de imagens e comparando os resultados com o método convencional de levantamento de solos.

Mas qual o propósito de tantos trabalhos básicos em morfopedologia, fotopedologia, sensoriamento remoto e geoprocessamento comprovarem, cada um pela sua visão científica, o auxílio em levantamento de solos? Nada mais lógico do que integrar as informações geradas de maneira a poderem ser aplicadas, tendo como resultado final um mapa de solos mais preciso, menos oneroso e mais rápido em grandes áreas.

Diante disto, a hipótese levantada neste trabalho é que é possível caracterizar e discriminar classes de solos integrando o conhecimento de informações obtidas por sensoriamento remoto e geoprocessamento, uma vez que estas técnicas se auto – completam.

O principal objetivo deste trabalho é determinar um método que permita a identificação e espacialização de classes de solos, utilizando múltiplas ferramentas como o sensoriamento remoto (dados espectrais ao nível laboratorial e orbital), aspectos da paisagem (MNT, declividade, curvatura, rede de drenagem, etc.) e sistemas de informações geográficas (manipulação e cruzamento de informações).

Para tanto, este trabalho será conduzido em duas áreas distintas (área 1 e 2), onde pretende-se, principalmente:

#### **Área 1 (solos conhecidos)**

- Caracterizar o comportamento espectral de solos no nível de laboratório (espectrorradiômetro na faixa de 350 a 2.500 nm) e sua correlação com as propriedades físicas, químicas e mineralógicas dos solos da região de Araraquara e São Carlos – SP;
- Determinar e testar modelos matemáticos que possam estimar os valores dos atributos do solo (areia, silte, argila, Soma de Bases (SB), Saturação por Bases (V%),  $F_2O_3$ ,  $TiO_2$  e CTC) da região de Araraquara e São Carlos – SP;
- Determinar padrões para as curvas espectrais, capazes de serem utilizados para separar classes de solos da região de Araraquara e São Carlos – SP;
- Realizar uma análise de classificação supervisionada para classes texturais a partir de imagens TM-Landsat 5 que possam ser correlacionadas com unidades de mapeamento da região de Araraquara e São Carlos – SP;
- Determinar padrões de quebra de relevo que indiquem mudanças nas unidades de mapeamento da região de Araraquara e São Carlos – SP;

## Área 2 (solos desconhecida)

- Estimar os valores dos atributos do solo (areia, silte, argila, Soma de Bases (SB), Saturação por Bases (V%),  $F_2O_3$ ,  $TiO_2$  e CTC), por meio dos modelos determinados na área 1;
- Agrupar os diferentes pontos amostrais em unidades de mapeamento distintas, tendo como base os padrões de curvas espectrais definidos na área 1;
- Realizar uma classificação supervisionada em uma imagem TM-Landsat 5, aplicando-se os padrões determinados na área 1 para dados espectrais orbitais;
- Utilizar índices de relevo (MNT, declividade, curvatura, potencial de drenagem, índice topográfico), para localizar pontos de possíveis mudanças de unidades de mapeamento, tendo como base os padrões de quebra de relevo determinados na área 1;
- Gerar um mapa digital semi-detalhado de solos;
- Validar o mapa digital de solos por meio de tabulação cruzada, entre o mapa digital obtido e um mapa de solos convencional semi-detalhado pré - existente para a área 2, e por meio de validação pontual e espacial;
- Estabelecer uma metodologia para aplicação de técnicas de sensoriamento remoto e geoprocessamento para mapeamento semi-detalhado de solos.

Palavras-chave: espectrorradiometria, classificação supervisionada, índice de relevo, mapa digital de solos,

## Referências

BAUMGARDNER, M.F. Reflectance properties of soils. **Advances in Agronomy**, San Diego, v. 38, p. 1-43, 1985.

BEN-DOR, E. Quantitative remote sensing of soil properties. **Advances in Agronomy**, New York, v.75, p.173-243, 2002.

BEN-DOR, E. Mapping of several soil properties using DAIS-7915 hyperspectral scanner data – A case study over clayey soils in Israel. **International Journal of Remote Sensing**, London, v. 23, n. 6, p1043-1062, Mar. 2002.

BOWERS, S.A.; HANKS, R.J. Reflection of radiant energy from soils. **Soil Science**, Baltimore, v. 100, n. 2, p. 130-138, Feb.1965.



BROWN, D.J.; SHEPHERD, K.D.; WALSH, M.G.; MAYS, M.D.; REINSCH, T.G. Global soil characterization with VNIR diffuse reflectance spectroscopy. **Geoderma**, Amsterdam, v. 132, n. 3/4, p. 273-290, 2006.

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

COLEMAN, T.L.; AGBU, P.A.; MONTGOMERY, O.L. Spectral differentiation of surface soils and soil properties: is it possible from space platforms? **Soil Science**, Baltimore, v. 155, n. 4, p. 283-293, Mar. 1993.

CONDIT, H.R. The spectral reflectance of American soils. **Photogrammetric Engineering**, Falls Church, v. 36, n. 9, p. 955-968, 1970.

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

DONKER, N.H.W.; MULDER, N.J. Analysis of MSS digital imagery with the aid of principal component transforms. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, Oxford, v. 3, p. 434-466, 1977.

DUNN, B.W.; BEECHER, H.G.; BATTEN, G.D.; CIAVARELLA, S. The potential of near-infrared reflectance spectroscopy for soil analysis – a case study from the Riverine Plain of south-eastern Australia. **Australian Journal of Experimental Agriculture**, East Melbourne, v. 42, p. 607-614, 2002.

FORMAGGIO, A.R.; EPIPHÂNIO, 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, n. 3, p. 467-474, set.-dez. 1996.

HASTIE, T.; TIBSHIRANI, R.; FRIEDMAN, J. The elements of statistical learning: data mining, inference and prediction. , New York; Springer-Verlag 2001. p.453-480. Springer Series in Statistics,

IRVIN, B.J.; VENTURA, S.J.; SLATER, B.K. Fuzzy and isodata classification of landform elements from digital terrain data in Pleasant Valley, Wisconsin. **Geoderma**, Amsterdam , v.77, p.137-154, 1997.

ISLAM, K.; SINGH, B.; McBRATNEY, A.B. Simultaneous estimation of several soil properties by ultra-violet, visible, and near-infrared reflectance spectroscopy. **Australian Journal of Soil Research**, Melbourne, v. 41, n. 6, p. 1101-1114, 2003.

- JENSEN, J.R. **Remote sensing of the environment: an earth resource perspective**. New Jersey: Prentice Hall, 2000. 544 p.
- McBRATNEY, A.B.; MENDONÇA SANTOS, M.L.; MINASNY, B. On digital soil mapping. **Geoderma**, Amsterdam ,v. 117, n. 1-2, p.3–52, 2003.
- MOORE, I.D.; GESSLER, P.E.; NIELSON, G.A. Soil attribute prediction using terrain analysis. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 57, p.443–452, 1993.
- NANNI, M.R. **Dados radiométricos obtidos em laboratório e no nível orbital na caracterização e mapeamento de solos**. 2000. 366 p. Tese (Doutorado em Solos e Nutrição de Plantas) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2000.
- OBUKHOV, A.I.; ORLOV, O.S. Spectral reflectance of major soil groups and possibility of using diffuse reflections in soil investigations. **Soviet Soil Science**, Washington, v. 1, p. 174-184, 1964.
- OLIVEIRA, V.A. O Brasil carece de novos pedólogos. **Boletim Informativo**, Viçosa , v. 25, n. 4, p. 25-28, out./dez. 1999.
- ROSSITER, D.G. **Digital soil mapping: Towards a multiple-use Soil Information System**. **Análisis Geográficos**, Bogotá, v. 32, n. 1, p.7-15, 2005. Disponível em: <<http://www.itc.nl/personal/rossiter/pubs/list.html>>. Acesso em: 22 out. 2007.
- SCULL, P.; FRANKLIN, J.; CHADWICK, O.A.; McARTHUR, D. Predictive soil mapping: a review. **Progress in Physical Geography**, London, v. 27, n. 2, p. 171-197, June 2003.
- 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, n. 3, p.988-998, 2002.
- SOUSA JUNIOR, J.G. de A. **Sensoriamento remoto e sistema de informações geográficas na caracterização de solos e quantificação de seus atributos**. 2005. 141p. Dissertação (Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas) - Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2005.
- 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, Nov. 1981.
- UDELHOVEN, T.; EMMERLING, C.; JARMER, T. Quantitative analysis of soil chemical properties with diffuse reflectance spectroscopy and partial least-square regression: a feasibility study. **Plant and Soil**, Dordrecht, v. 251, n. 2, p. 319-329, Apr. 2003.

WANGLU, P.; DANIEL, B.W.; JAY, C.B.; MATTHEW, G.K. Delineating patterns of soil drainage class on bare soils using remote sensing analyses. **Geoderma**, Amsterdam, v. 115, n. 3/4, p. 261-279, Aug., 2003.

## 2 ÍNDICES DE RELEVO E INFORMAÇÕES ESPECTRAIS NA DETECÇÃO DE LIMITES DE CLASSES DE SOLOS

### Resumo

Sabe-se que alterações no relevo são indicativas de diferentes classes de solos. Da mesma forma, está comprovado que características dos solos podem ser determinadas pela sua energia eletromagnética refletida. Desta forma o objetivo do presente trabalho é o de testar uma metodologia na detecção de limites de solos por meio da interação entre dados espectrais e formas de relevo. Foram selecionadas 14 toposseqüências representativas da área de estudo as quais foram percorridas e coletas de amostras de terra em duas profundidades (0-20 e 80-100 cm) equidistância de 200 m entre os pontos, sendo todos devidamente georreferenciados. Destas amostras foram extraídos, pelo método convencional, as informações pertinentes a avaliações pedológicas como pH (H<sub>2</sub>O e KCl), granulometria (areia grossa e fina, silte e argila), ferro e cor, além serem extraídas informações espectrais. Para obtenção de informações do relevo utilizou-se de técnicas de geoprocessamento para obtenção dos seguintes mapas: mapa digital de elevação do terreno (MDE) com células de 20 por 20 m, mapa de declividade, mapa de curvatura, mapa de índice topográfico composto (CTI) e o mapa de Potencial de Densidade de Drenagem (PDD). A partir destas informações procedeu-se a validação do método de duas formas: pontual e espacial. Na primeira, os pontos equidistantes classificados nas toposseqüências foram tomados como verdadeiros e contrastados com as informações contidas no mapa de solo pré-existente e com as informações de relevo e espectrais agrupadas, separadamente, por análise de cluster. Já na validação espacial, procurou-se avaliar em que locais os diferentes métodos indicavam mudanças nos limites dos solos e compará-los com as observações reais. Como resultado final verificou-se que a análise de agrupamento com cluster mostrou-se eficiente na discriminação das classes de solos numa toposseqüência quando utilizados parâmetros espectrais do solo. Já o conjunto de parâmetros de relevo não permitiu discriminar os solos estudados.

Palavras-chaves: Modelo digital de elevação; Espetrorradiômetro; Toposseqüência

## **RELIEF INDEX AND SPECTRAL INFORMATION ON THE DETECTION OF SOIL CLASS LIMITS**

### **Abstract**

Changes in topography are indicative of different classes of land. Researchs since the 60s have shown that soil characteristics can be determined by its reflected electromagnetic energy. In front of the above, the objective of this study is to test a method for detecting limits of land through the interaction of spectral data and forms of relief. Was traveled 14 toposequences representative of the study area, of which samples were collected from soil in two depths (0-20 and 80-100 cm), with 200 m of equidistance between the points, all georeferenced. Of the samples were extracted, by conventional method, information on soil ratings, such as pH (H<sub>2</sub>O and KCl), size (coarse and fine sand, silt and clay), iron and color, and spectral information. The details of the relief was obtained by use of techniques of GIS. Were produced from the digital elevation model of the terrain (DEM) with cells of 20 by 20 m, the slope map, the curvature of compound topographic index (CTI) map and potential density of Drainage (DDA) map. Theses information plans helps to the validation of the method proposed punctual and spatially. In the first validation, the items classified in toposequences were taken as true and contrasted with the information contained in the statement of pre-existing ground, with the data of relief and combined with spectral data. They were separated by cluster analysis. In validating the level sought space in which to evaluate the different methods showed local changes in the limits of the soil and compare with actual observations. As a final result it was found that the cluster analysis with cluster proved to be efficient in discrimination against classes of land in a toposequence when used spectral parameters of the soil. Already the set of parameters for relief failed to break down soils.

**Keywords:** Digital elevation model; Spectroradiometer; Toposequence

## 2.1 Introdução

A pesquisa em solo, mais especificamente em levantamento de solos, consiste na determinação de padrões de cobertura da Terra, englobando características intrínsecas a cada padrão e procurando representá-los de forma compreensível a diferentes usuários (DENT; YOUNG, 1981). Dessa forma, têm-se então um tipo de mapeamento temático.

Mapeamentos que avaliam grandes extensões da superfície terrestre em geral são morosos e até mesmo inviáveis sem os recursos digitais proporcionados pelos sensores orbitais. O sensoriamento remoto foi inserido no levantamento de solos, em larga escala, no início da década de 60, através das fotografias aéreas. Daí por diante passou-se a considerar o relevo conjuntamente com o solo, agora determinando sobre as fotografias ‘unidades fisiográficas’, porém, sem dispensar as tradagens e os perfis de campo. Vários trabalhos concluíram e têm reafirmado que as aerofotos constituem-se num importante instrumento de apoio, não só a levantamentos de solos, como ao planejamento do uso da terra. Além de servirem como simples mapa-base em campo, aplicam-se a interpretações pedológicas (LUEDER, 1959; BURINGH, 1960). A técnica para esses fins, a fotopedologia, reduziu sensivelmente o custo e o tempo de execução do levantamento de solos, com a vantagem de oferecer informações adicionais, como a geologia (VINK, 1963). De acordo com Fiorio (2007), a sistemática depende da análise (a) de elementos (forma de terreno, drenagem, aspectos de erosão, vegetação, tonalidade fotográfica e características culturais); (b) de padrões (de drenagem e relevo) e (c) da fisiografia (unidades de relevo).

Nos últimos anos a temática do mapeamento tem passado por grandes mudanças devido aos adventos da informática. Isso tem proporcionado o uso de geotecnologias, como Sistemas de Informações Geográficas (SIG) e produtos de Sensoriamento Remoto (ROSSITER, 2005).

Uma das ferramentas geotecnológicas mais difundidas e utilizadas na determinação de aspectos da paisagem são os Modelos Digitais de Elevação (MDEs). Os MDEs se constituíram numa importante ferramenta de aplicação de SIG, através dos quais atributos do relevo são derivados e utilizados na caracterização da paisagem (CACETTA, 1997; DOBOS et al., 2000; ZIADAT, 2005). Diferentes modelos estatísticos têm sido empregados para estabelecer relações quantitativas entre formas da paisagem derivadas de MDEs e a distribuição de propriedades do solo (GESSLER et al., 1995; McKENZIE et al., 2000). Esta abordagem é útil nos levantamentos

de solos por (a) explicar as relações entre as formas da paisagem e as propriedades do solo; (b) propiciar rapidez e facilitar ajustes em mapas de solos; (c) proporcionar melhor representação das mudanças graduais e contínuas das propriedades dos solos; (d) disponibilizar produtos de informações digitais e (e) reduzir custos (CHENG, CHE; GUO; 1997; ZHU et al., 2001).

Vários são os trabalhos que têm verificado a relação entre classes de solo e formas de relevo. Goodman (1999) demonstrou que o perfil do solo foi significativamente correlacionado com o ângulo de declividade do terreno. Já GESSLER et al., (1995), encontraram correlação entre o horizonte A e a presença ou ausência do horizonte E com o plano de curvatura - índice de composição topográfica (CTI) - e a declividade média do plano de curvatura. Modelos que utilizam apenas o CTI puderam explicar 84 e 71% das variações nos perfis do solo e no horizonte A, respectivamente. GIRGIN e FRAZIER (1996) constataram que a distribuição espacial do horizonte E pode ser estimada usando as variáveis de curvatura do terreno, declividade e aspecto. Moore, Gessler e Nielson (1993) demonstraram que a declividade e o CTI explicaram 50 % da variabilidade na camada do horizonte A, teor de areia e outras propriedades do solo. Pachepsky, Timlim e Rawls (2001) demonstraram que a declividade, a tangente e o perfil das curvaturas são os melhores fatores para estimativa da textura do solo e explicam mais de 60 % das variações no conteúdo de água no solo.

Outra ferramenta, advinda também do desenvolvimento tecnológico e de grande uso na caracterização dos solos, é a espectrorradiometria. O grande impulso na sua disseminação deu-se quando as imagens orbitais tornaram-se acessíveis, pois elas trouxeram consigo mais um importante elemento no estudo em questão: a visão sinótica e multiespectral. Com o advento dos sensores remotos e por eles permitirem medições em campo e/ou em laboratório, desde a década de 70 surgiu uma importante linha de pesquisa para caracterização dos solos através de sua energia refletida. A reflectância espectral permite estimar e classificar algumas características físicas e químicas dos solos em análises de laboratório.

A análise espectrorradiométrica ao nível de laboratório conduz a resultados mais acurados e rápidos (CHANG et al., 2001; McCARTY et al., 2002; REEVES; McCARTY; MIMMO, 2002; STEVENS et al., 2006; VISCARRA-ROSSEL et al., 2006a, b). As informações espectrais têm sido amplamente usadas em função do desenvolvimento do imageamento espectrorradiométrico abranger, inclusive, algumas propriedades do solo, óxidos de alumínio (BAPTISTA; MADEIRA NETTO, 2001), óxidos de ferro (KOSMAS et al, 1984; MADEIRA NETTO et al., 1997),

minerais de argila (CHABRILLAT et al., 2002) ou matéria orgânica e salinidade do solo (BENDOR et al., 2002). Expandir estas abordagens para todas as propriedades do solo que já foram determinadas em laboratório significa contribuir diretamente para melhorar o ajuste das equações empregadas no mapeamento digital dos solos, método aplicado na produção de mapas que recobrem grandes áreas e objeto de estudo deste trabalho.

Huete (1996) discorre que o aprofundamento das pesquisas com sensores multiespectrais no âmbito terrestre poderá auxiliar pesquisas futuras no nível orbital uma vez que se espera a melhoria da qualidade dos dados obtidos com sensores instalados a bordo de satélites pelo fato de sua evolução resultar em ganho de resolução espectral (ASRAR; DOZIER, 1994).

No Brasil, Carneiro (1973) foi pioneiro na extração de informações a partir de dados espectrais. Em sua dissertação o autor analisou comparativamente a utilização de imagens multiespectrais do sensor ERTS 1 em levantamentos de solos com aerofotos verticais. Para uma área localizada no Planalto Médio do Estado do Rio Grande do Sul padrões de drenagem e características da vegetação.

Embora existam várias pesquisas comprovando a potencialidade da utilização dos atributos da paisagem como técnicas auxiliares em levantamentos de solos (MOORE; GESSLER; NIELSON, 1993; ZHU; JOSSMAN, 1999; ZHU et al., 2001), estes trabalhos estão voltados, em sua maioria, para quantificação de atributos do solo e correlação com a unidade de mapeamento em si. Observa-se a deficiência de trabalhos que indiquem onde está havendo alteração relevante do relevo e por conseqüência apontem mudanças nas unidades de mapeamento. De forma sistemática, os dados espectrais vêm sendo estudados pontualmente, deixando uma lacuna no que se refere à detecção de limites de classes de solo.

O objetivo do presente trabalho é o de testar uma metodologia na detecção de limites de solos por meio da interação entre dados espectrais e formas de relevo. Sabe-se que alterações no relevo são indicativos de diferentes classes de solos. Da mesma forma, está comprovado que algumas características dos solos podem ser determinadas pela sua energia eletromagnética refletida. Espera-se que a junção destas duas informações, permita detectar limites de solos com maior precisão. A proposta visa reduzir a subjetividade da determinação de limites de solos.



## **2.2 Materiais e Métodos**

### **2.2.1 Descrição da área de estudo**

A área de estudo localiza-se na região nordeste do Estado de São Paulo, envolvendo municípios como São Carlos, Araraquara, entre outros. É delimitada pelas coordenadas geográficas 21°16'59" S / 48° 39'31" W e 21°45'19" S / 48° 6'2" W. As altitudes na região variam de 450 a 800 m e o clima é do tipo Cwb – temperado com inverno seco, segundo a classificação climatológica de Köppen. A precipitação e temperatura média anual são de 1.000 a 1.800 mm e 20°C, respectivamente (ICMC, 2005).

A litologia é representada principalmente pelas formações Serra Geral, Botucatu e Pirambóia (Grupo São Bento) e cobertura da Serra de Santana e Similares (Grupo Taubaté). As rochas da formação Serra Geral são vulcânicas oriundas de derrames basálticos; as da Formação Botucatu são arenitos eólicos; as da Formação Pirambóia são constituídas de arenitos oriundos de depósitos fluviais e de planícies de inundação (BISTRICHI et al., 1981). A vegetação primitiva está representada predominantemente por cerrados e cerradões e por matas, nas áreas onde os solos são argilosos e mais férteis.

### **2.2.2 Sequência de Trabalho**

#### **2.2.2.1 Fase 1 - Base de Dados Pré-existente**

i. A pesquisa teve seu ponto de partida no mapa de solos semi-detalhado da área de estudo (SOUSA JUNIOR, 2005). As classes de solos foram determinadas pelo método convencional de levantamento (EMBRAPA, 2006). Segundo o autor, as principais classes de solos que ocorrem na região são os Latossolos Vermelho e Vermelho Amarelo, Nitossolos Vermelho, Argissolos Vermelho e Neossolos Quartzarênicos.

ii. Os índices topográficos - descritos posteriormente – foram correlacionados com as classes de solo do mapa semi-detalhado pré-existente, o qual foi simplificado para que se trabalhasse apenas com as unidades de mapeamento classificadas até o terceiro nível categórico (EMBRAPA, 2006). Nos casos classificados como associações foi considerada a classe predominante.

### 2.2.2.1.2 Fase 2 - Base de Dados Desenvolvida

- i. Em trabalho de escritório foram selecionadas 14 toposseqüências representativas da área de estudo, as quais baseiam-se em informações de relevo (curvas planialtimétricas, modelo digital de elevação, rede de drenagem), informações espaciais (imagem de satélite Landsat TM 5, órbita-ponto 220/75, datada de 8/9/2007) e informações de solos. Posteriormente as toposseqüências foram traçadas em formato vetor (linha) com auxílio do software ArcGis 9.2 (ESRI, 2006). Ainda em ambiente SIG, foram marcados pontos com equidistância de 200 m ao longo das toposseqüências. Tais pontos foram convertidos para o formato raster e inseridos no aparelho GPS para verificação de sua correta localização em campo.
- ii. Todas as toposseqüências foram percorridas ponto a ponto para coleta de amostras de terra em duas profundidades (0-20 e 80-100 cm). No total foram gerados 124 pontos de amostragem, coletados com trado holandês.
- iii. Em laboratório foram realizadas análises químicas às amostras de terra de fração inferior a 2 mm para determinação de pH (H<sub>2</sub>O e KCl) e análises granulométricas para determinação dos teores de areia (grossa e fina), silte e argila (CAMARGO; KLANT; KAUFFMAN, 1987). Foi determinado também o teor de Fe<sub>2</sub>O<sub>3</sub> total pelo método do ataque sulfúrico (CAMARGO et al., 1986). A cor das amostras foi obtida com as amostras úmidas através do colorímetro Minolta CR 300 para cor de Munsell, assim como descrito por Campos, Demattê e Quartaroli (2003). Na determinação da cor foram encontradas matizes com valores decimais e contínuos, exigindo que se obtivesse matizes intermediárias para classificação dos solos. Matizes mais amarelas que 6.2YR foram consideradas amarelas, matizes mais vermelhas que 6.2YR e mais amarela que 3.7YR foram consideradas vermelho-amarelas. Matizes mais vermelhas que 3.7YR foram dadas como vermelhas.
- iv. A partir dos resultados das análises químicas e granulométricas em conjunção com as observações de campo (perfis representativos) estabeleceu-se uma classificação pontual para os solos, ao longo das toposseqüências, obedecendo aos critérios capitulados pelo Sistema Brasileiro de Classificação de Solos (EMBRAPA, 2006).

### 2.2.2.2 Fase 2 - Modelagem de dados topográficos e correlação com solos

- i. Utilizando-se de curvas de nível com equidistância vertical de 20 m foi gerado um modelo digital de elevação (MDE) com células de 20 por 20 m. O MDE representa, de forma contínua, os valores de elevação do terreno por meio de uma malha regular de coordenadas x, y e dos valores de z (elevação). Para processamento do modelo utilizou-se o software ArcGis.
- ii. A partir do MDE gerou-se o mapa de declividade e de curvatura da área de estudo. A declividade representa a primeira derivada da altitude e corresponde à inclinação da superfície do terreno em relação ao plano horizontal. Já a curvatura representa a segunda derivada da altitude. Os valores das células associam-se à concavidade ou à convexidade das vertentes e estão relacionadas a fatores como teor de água no solo, fluxo convergente/divergente e taxa de erosão/deposição (MOORE, GRAYSON; LADSON, 1991). As vertentes côncavas são representadas por células de valores negativos, enquanto as convexas por valores positivos e as planas por valores iguais a zero.
- iii. Do MDE também foi gerado o índice Topográfico Composto (CTI) e o Potencial de Densidade de Drenagem (PDD). O CTI é um fator de caráter hidrológico e estima a distribuição espacial de propriedades do solo (MOORE, GRAYSON; LADSON, 1991; MOORE; GESSLER; NIELSON, 1993). Comumente chamado de índice de umidade, caracteriza a distribuição espacial de zonas de saturação da superfície e o conteúdo de água dos solos na paisagem. Para o seu cálculo utilizou-se a metodologia proposta por Moore, Gessler e Nielson, (1993). Denota-se por PDD a função que deriva uma rede de drenagem a partir de um MDE e mede a densidade da rede de drenagem dentro de uma área predefinida (DOBOS et al., 2000). As equações de obtenção destes índices são listadas a seguir:

CTI:

$$CTI = \ln (A/\tan \beta) \tag{1}$$

Onde,

**A:** é a área específica de trabalho (mapa de fluxo acumulado)

**β:** é o ângulo de declividade (graus).

PDD:

- (2)  $\text{flowdir} = \text{FLOWDIRECTION}(\text{MDE})$
- (3)  $\text{flowacc} =$
- (4)  $\text{drainage} = \text{CON}(\text{flowacc} > 100, 1)$
- (5)  $\text{pdd} = \text{FOCALSUM}(\text{drainage}, \text{CIRCLE}, 20)$

Onde,

**flowdir**: determina a direção do fluxo de água na célula;

**flowacc**: função que calcula o fluxo acumulado para uma determinada célula, ou seja, quantas células estão contribuindo para o fluxo daquela célula;

**drainage**: cria uma rede de drenagem considerando apenas células que tenham um fluxo acumulado maior do que 100;

**PDD**: Potencial de Densidade de Drenagem. Para cada célula do mapa **drainage** é calculado a soma das células vizinhas (raio 20 Km) e atribuído um novo valor ao mapa de saída, no caso o “pdd”.

iv. A partir dos pontos das tradagens plotados eqüidistantemente de 200 m ao longo das toposseqüências foram ainda coletadas de forma automática em ambiente computacional, informações pontuais de cada índice topográfico produzido.

v. De posse dos dados topográficos pontuais realizou-se uma correlação de Pearson entre os dados topográficos e os resultados das análises granulométricas da camada sub-superficial (80-100 cm) de cada ponto de amostragem. As análises estatísticas foram realizadas no software SPSS 11.0.

vi. Sobre as toposseqüências foram traçados perfis longitudinais . Estes perfis foram confeccionados para todos os atributos topográficos produzidos e deles gerados gráficos. Estes foram sobrepostos ao mapa semi-detalhado de solos (o mapa pré-existente) para que se destacassem mudanças de unidades de mapeamento. Foram acrescentados também os novos limites de classes de solos que porventura foram encontrados na checagem de campo. Assim foi possível analisar como cada toposseqüência se comportou frente aos índices topográficos e observar se houve relação entre as quebras no relevo (mudanças bruscas de cada índice estudado) e as mudanças nas unidades de solo.

### **2.2.2.3 Fase 3 - Análise de dados espectrais na determinação dos limites das unidades de mapeamento**

i. As amostras de terra foram preparadas a 45 °C por 24 hs e peneiradas em malhas de 2 mm para então serem extraídas delas informações espectrais. O método usado foi descrito por Nanni e Demattê (2006). O sensor empregado foi o FieldSpec Spectroradiometer (HATCHELL, 1999), cuja faixa espectral estende-se de 350 a 2.500 nm. Sua resolução espectral é de 1 nm conforme, a resolução no visível e no infravermelho são diferentes, totalizando 2.151 bandas.

ii. As curvas espectrais correspondentes a cada amostra de terra foram processados no software AutoSignal v1.7 para suavização. O método aplicado foi o de Savitzky-Golay, com polinômio de 2° ordem e janela de 9 pontos.

iii. Para avaliação distintiva da resposta dos dados espectrais e do conjunto de índices topográficos (elevação, curvatura, declividade, CTI e PDD), nas camadas superficial e sub-superficiais, e individualizados pelas toposseqüências, realizou-se análises estatísticas multivariadas de agrupamento (SNEATH; SOKAL, 1973). A estratégia de agrupamento utilizada foi a “Average Linkage”, que permitiu obter agrupamentos seqüenciais, aglomerativos, hierárquicos, não superpostos e expressar os resultados através de gráficos de esquemas hierárquicos ou dendrogramas. O coeficiente de semelhança utilizado foi o da distância euclidiana. O software utilizado para análise dos dados foi o SPSS 11.0.

iv. Os dendrogramas, baseados tanto nas informações espectrais quanto nas topográficas, foram comparados com a classificação real dos pontos de tradagens e analisados quanto a sua eficiência em agrupar solos taxonomicamente parecidos e conseqüentemente determinar limites de classes de solos em toposseqüências.

### **2.2.2.4 Fase 4 - Validação dos métodos na detecção dos limites de solos**

i. A validação dos métodos deu-se de forma pontual e espacial. Na primeira, os pontos equidistantes classificados nas toposseqüências foram tomados como verdadeiros e contrastados com as informações contidas no mapa de solo pré-existente e nos dendrogramas, a fim de conferir se a classificação e/ou os grupos de solos semelhantes indicados por estes

métodos correspondiam com a verdade. Já na validação espacial, procurou-se avaliar em que locais os diferentes métodos indicavam mudanças nos limites dos solos e compará-los com as observações reais. Em ambos os casos representou-se as toposseqüências por gráficos, sempre plotando-se sobre estes as informações sugeridas pelos diversos métodos.

## **2.3 Resultados e Discussões**

### **2.3.1 Relação entre a distribuição espacial dos solos e os índices de relevo**

A redução do nível categórico das classes de solos resultou em um mapa com 16 unidades de mapeamento (Tabela 1). Os Latossolos (LA, LV, LVA) representam aproximadamente 50% da área total, entretanto a classe dos Neossolos Quatzarênicos abrange, sozinha, 20%.

A relação espacial dos atributos topográficos estudados (Elevação, Curvatura, Declividade, Índice Topográfico Composto - CTI e Potencial de Densidade de Drenagem – PDD), obtido em função do mapa de solos simplificado (Figura 1), mostra, com exceção da Elevação, que não é possível distinguir, de forma clara, as classes de solos.

Analisando a localização das classes de solo em relação à elevação (Figura 1a), é possível perceber que os SX são os únicos solos cuja altitude máxima de ocorrência não ultrapassa os 700 m, separando-se, assim, dos GX, LA e PAL, nos quais a altitude mínima de ocorrência também não ultrapassa os 700 m. Além disso, somando-se a estes últimos os LVA, verifica-se que estes são os solos predominantes em relevos mais elevados, concordando com os resultados obtidos por Lacerda et al., (2005), que verificaram o predomínio de Latossolos nas superfícies geomorfológicas mais altas (1.000 a 1.300 m) na região do Distrito Federal. Ippoliti et al., (2005), também verificaram o predomínio de LVA nos topos dos morros na região de Viçosa - Minas Gerais.

Tabela 1 – Distribuição das classes de solos dentro da área de estudo

Unidade de Mapeamento <sup>(1)</sup>	Área	
	ha	%
CX	399	2,4
GX	47	0,3
LA	3019	18,4
LV	2844	17,3
LVA	1828	11,1
NV	776	4,7
NVI	793	4,8
PA	209	1,3
PAL	352	2,1
PV	803	4,9
PVA	772	4,7
PVAI	309	1,9
PVI	784	4,8
RL	59	0,4
RQ	3351	20,4
SX	87	0,5

<sup>(1)</sup> Nomenclatura de acordo com EMBRAPA (2006): Cambissolos Háplicos (CX), Gleissolos Háplicos (GX), Latossolos Amarelos (LA), Latossolos Vermelhos (LV), Latossolos Vermelho Amarelos (LVA), Nitossolos Vermelhos (NV), Nitossolos Vermelhos Latossólicos (NVI), Argissolos Amarelos (PA), Argissolos Amarelos Latossólicos (PAL), Argissolos Vermelhos (PV), Argissolos Vermelho Amarelos (PVA), Argissolos Vermelho Amarelos Latossólicos (PVAI), Argissolos Vermelhos Latossólicos (PVI), Neossolos Litólicos (RL), Neossolos Quartzarênicos (RQ) e Planossolos Háplicos (SX).

Outro fato que se observa na classe dos Latossolos é que as subordens LA, LVA e LV estão dispostas na paisagem, da parte mais alta para a mais baixa, nesta seqüência, com uma altitude média de 805, 785 e 725 m, respectivamente. Sousa Junior e Demattê (2008) observaram que nos Latossolos e Argissolos, conforme a matiz vai ficando mais amarela, há incremento de sua incidência em áreas mais altas e planas. Por outro lado, se a matiz torna-se mais vermelha, há aumento proporcional desses solos nas partes mais baixas do relevo. Este fato se deve, principalmente, a influência de diferentes materiais de origem no processo de formação desses solos. Nas partes mais altas é influenciada por arenitos, enquanto as posições inferiores por diabásios.

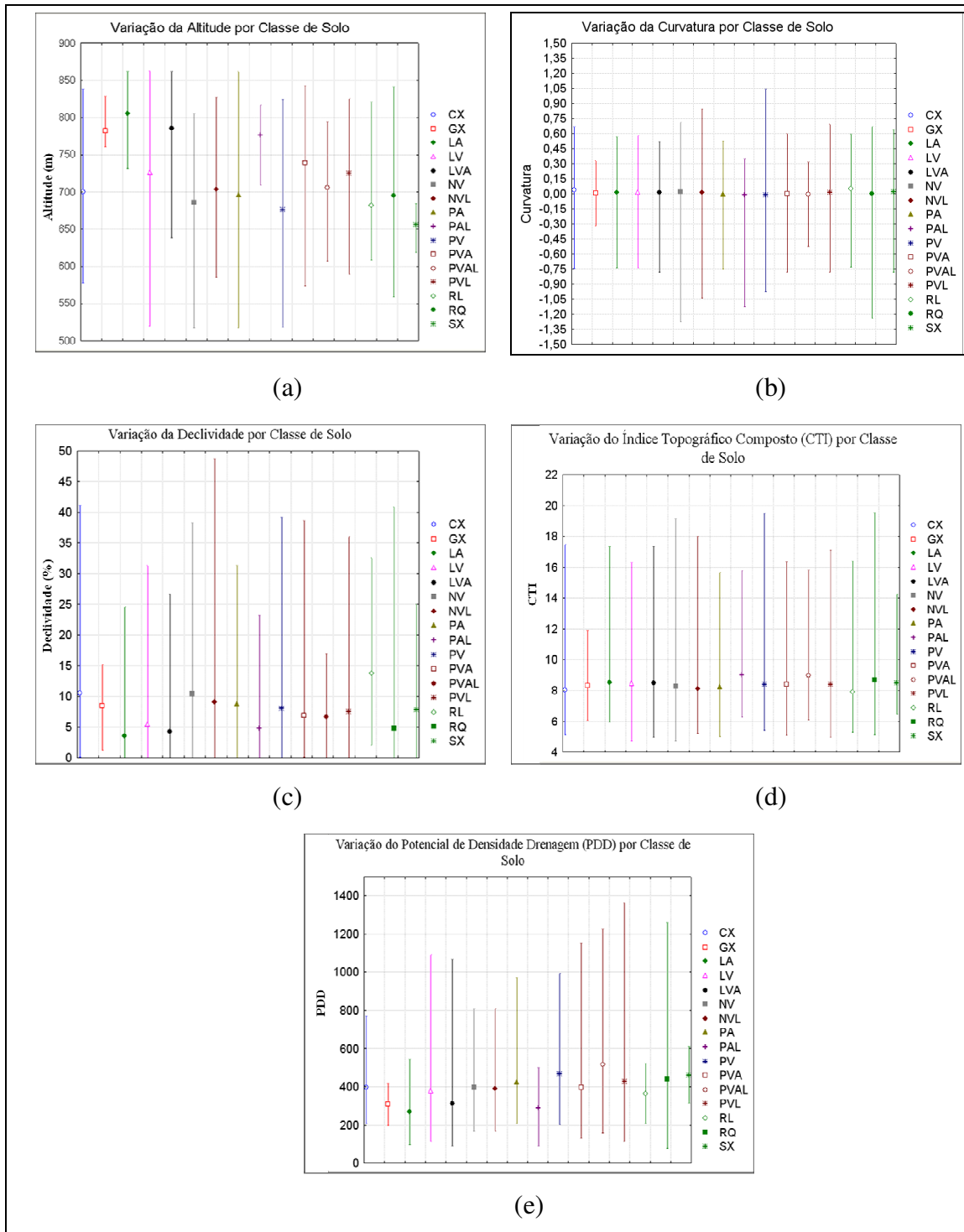


Figura 1 - Relação entre os atributos topográficos e as classes de solos estudadas.

Nomenclatura de acordo com EMBRAPA (2006): Cambissolos Háplicos (CX), Gleissolos Háplicos (GX), Latossolos Amarelos (LA), Latossolos Vermelhos (LV), Latossolos Vermelho Amarelos (LVA), Nitossolos Vermelhos (NV), Nitossolos Vermelhos Latossólicos (NVL), Argissolos Amarelos (PA), Argissolos Amarelos Latossólicos (PAL), Argissolos Vermelhos (PV), Argissolos Vermelho Amarelos (PVA), Argissolos Vermelho Amarelos Latossólicos (PVAL), Argissolos Vermelhos Latossólicos (PVL), Neossolos Litólicos (RL), Neossolos Quartzarênicos (RQ) e Planossolos Háplicos (SX)



Na relação entre classes de solos e curvatura do terreno (Figura 1b), fica evidente que existe um valor médio de curvatura próximo de zero. O que faz uma classe se diferenciar da outra é a amplitude entre os valores mínimos e máximos. A classe dos Gleissolos é a que mais tende a ocorrer em intervalos lineares, embora possua uma baixa representatividade da área total. Os Latossolos estudados (LA, LVA e LV) praticamente não apresentam diferenças entre si, permanecendo entre uma faixa de -0,8 a 0,6 unidades de curvatura. Os solos que estão presentes nas áreas mais côncavas são os Nitossolos (NV e NVI), Argissolos (PVI e PV) e Neossolos (RQ). Estas áreas estão, em sua maioria, localizadas nos sopés das elevações e servem de locais de deposição de resíduos do material de origem a que pertencem. Na região destacam-se as cuestas arenítico-basálticas. O limite entre a Depressão Periférica e as Cuestas Basálticas é a frente escarpada, que forma paredões esculpidos em arenito e basalto das formações Serra geral, Botucatu e Pirambóia. Esse paredão, extremamente íngreme, que em algumas posições do relevo atinge quase a verticalidade total, é representado por exposições de basalto e arenitos Botucatu e Pirambóia. Isso explica a presença dos Neossolos Quartzarênicos em áreas côncavas, uma vez que estas são depósitos de materiais arenosos. Oliveira e Prado (1984) realizaram levantamento pedológico semi-detalhado da região de São Carlos e verificaram espessos depósitos arenosos, que constituem os cones de dejeção do sopé dessa frente escarpada, desenvolvendo-se ali os Neossolos Quartzarênicos.

Analisando as classes de solos em relação à declividade (Figura 1c) verifica-se que, com exceção dos RQ, os valores médios de declividade, de todas as classes, estão entre 3 e 11%.

Oliveira, Jacomine e Camargo (1992) relataram que os solos que ocorrem em terrenos íngremes são submetidos ao rejuvenescimento através dos processos erosivos naturais, resultando em solos relativamente menos profundos e evoluídos. Neste trabalho, observou-se que os NVI, CX e RQ são os solos que aparecem com os valores máximos de declividade, 49, 41 e 40%, respectivamente. Entretanto, os RL, CX e NV são os solos que apresentam as maiores declividades médias com 14, 11 e 10%, respectivamente, o que é coerente com Reis; Barros e Reis (2004) que encontraram a maior parte do NV (38,8%), distribuídos em terrenos ondulados do Paraná. Ippoliti et al., (2005), em um trabalho de delineamento de geoformas e pedopaisagens no município de Viçosa, Minas Gerais, observaram a presença de Cambissolos Háplicos latossólicos em declives maiores de 45%. Em contrapartida, Sousa Junior (2005) recomenda

fazer uma caracterização local da paisagem que sirva de elemento básico a levantamentos pedológicos.

Os LA, LVA e LV apresentam valores médios de declives muito similares, predominando entre áreas planas a suaves onduladas. Porém, nos LV observam-se declives com até 32%. Isso demonstra a variabilidade espacial que ocorre na correlação entre solo e declive e ressalta a importância de caracterizações regionais. Reis, Barros e Reis (2004), estudando solos do Município de Bandeirantes, Paraná, verificaram a presença deste solo em declive de até 20%. Oliveira, Jacomine e Camargo (1992) afirmaram que os LVA e LA ocorrem predominantemente em terrenos planos (0 a 3%).

A Figura 1d apresenta a distribuição do índice topográfico composto (CTI) em todas as classes de solos estudadas. Os valores médios do CTI variaram entre 7,9 e 9,0, enquanto a amplitude geral variou de 4,7 a 19,5. Estes resultados indicam uma boa relação entre o índice topográfico e as áreas de maior saturação hídrica, local de ocorrência dos valores mais altos, as quais naturalmente encontram-se associadas a canais de drenagem. Este é o caso dos PV, SX e NV, que tendem a ocorrer em áreas com maior índice de densidade de drenagem, concordando com Demattê e Demétrio (1998).

Resultados similares foram obtidos por Yang et al., (2005), que em um trabalho de delineamento de faces da paisagem na costa Australiana utilizando-se de um MDE de 25 m de célula, encontraram um valor médio para o CTI de 9,23 com uma variação de 6,74 a 20,79. Em trabalho posterior, mas na mesma área de estudo, Yang et al. (2007) verificaram valores médios de CTI de 10,61, com variação de 1,55 a 27,33 para a Costa Norte e de 10,12 com variação de 4,45 a 28,20 para a Costa Sul. No Brasil, Rennó e Soares (2003) desenvolveram estudo para estimar a profundidade do lençol freático através do CTI na bacia hidrográfica do Rio Corumbataí, encontrando um valor médio de 9,38. Schuler (1998), trabalhando nesta mesma área mas utilizando uma grade regular com resolução de 20 m para representar a topografia, observou índices topográficos ligeiramente menores.

O índice de Potencial de Densidade de Drenagem (PDD) (Figura 1e) é uma mensuração da rede de drenagem ou dissecação do terreno (DOBOS, 1998; DOBOS et al., 2000). O grau de dissecação é determinado pelo escoamento superficial da água da chuva e pela permeabilidade do solo e do estrato rochoso. Os resultados mostram que os maiores valores médios de PDD estão entre os PVAI, PV e SX enquanto os menores estão entre os LV, PAI e LVA. Ao analisar uma

média entre os Latossolos (LA, LV e LVA), Nitossolos (NV e NVI), e Argissolos (PA, PV, PVA) o PDD apresenta valores de 319, 394, e 429, respectivamente. Isso demonstra uma diferenciação entre estas classes de solos. À medida que a água da chuva encontra dificuldade para se infiltrar no solo (como nos solos mais argilosos e com presença de horizonte B textural), aumenta o escoamento superficial e conseqüentemente a perda de solo por erosão e formação de novos canais de drenagem.

### **2.3.2 Relação pontual entre índices de relevo e atributos físicos do solo**

Foram definidas toposseqüências com o comprimento variando de 550 a 4.750 m e com altitudes variando de 640 a 860 m, abrangendo um total de 31 unidades de mapeamento. Na maioria das toposseqüências verificou-se que os Latossolos ocorrem nas partes superiores, principalmente aqueles com a presença dos solos de matiz amarelo ou vermelho amarelo (Tabela 2).

A Tabela 3 mostra a correlação entre os atributos topográficos (elevação, curvatura, declividade, CTI e PDD) e os atributos físicos do solo (areia grossa, areia fina, areia total, silte, argila e gradiente textural). Embora seja possível observar algumas tendências entre as correlações, fica evidente que as relações entre os atributos topográficos e granulométricos variam para cada toposseqüência delineada. Têm-se, por exemplo, para a Toposseqüência 05, uma correlação entre a elevação e os teores de argila e areia total de -0,99 e 0,99, respectivamente, enquanto que na Toposseqüência 13, para os mesmos atributos, não houve significância.

Estes resultados concordam com Campos et al., (2007) que estudando as relações solo-paisagem em uma toposseqüência na Região de Pereira Barreto, São Paulo, observaram que os teores de argila do horizonte B tiveram incremento em seus valores das partes mais altas para as partes mais baixas da paisagem. Graham e Buol (1990) ressaltam que este fato está associado à variação do material de origem e à ação do intemperismo. O PDD também apresenta uma tendência de ter uma correlação positiva com o teor de argila na camada sub-superficial dos solos. Isso se deve ao fato de que com o aumento do teor de argila, principalmente em camadas sub-superficiais, cria-se uma maior dificuldade para a infiltração da água e assim o escoamento superficial é mais intenso e provoca, conseqüentemente, maior dissecação hídrica do terreno

(PISSARRA; POLITANO; FERRAUDO, 2004). Quanto aos índices Curvatura e CTI não foi nítida nenhuma tendência entre estes e os atributos físicos do solo.

Ao realizar uma observação geral entre as 14 topossequências estudadas verifica-se que o índice topográfico que apresentou maior número de correlações significativas com os atributos físicos do solo foi a elevação do terreno com correlações significativas em 10 topossequências para a areia, 6 para silte e 7 para argila. O PDD foi o segundo melhor índice a se correlacionar significativamente com os atributos físicos do solo, principalmente com a areia. A areia que, inclusive, foi o melhor atributo a se correlacionar, no geral, com os índices topográficos.

Os índices que obtiveram resultados pouco expressivos em termos de correlação com os atributos físicos do solo foram a declividade e o CTI, respectivamente. Moore, Gessler e Nielson, (1993), correlacionaram índices topográficos (declividade, aspecto, curvatura, CTI, entre outros), com atributos do solo (profundidade do horizonte A, pH, Silte, Areia, entre outros), obtidos na camada superficial e concluiu que existem correlações significativas entre os atributos do terreno e os atributos do solo, destacando que a declividade e o CTI foram os atributos do terreno que mais apresentaram correlação. Entretanto, além de trabalhar com dados da camada superficial, estes autores trabalharam em uma área de estudo pequena, sendo apenas uma topossequência com uma variação de declividade de 0 – 5%, o que difere das topossequências deste trabalho. Gessler et al., (2000), continuou o trabalho de Moore, Gessler e Nielson (1993) e avaliou, conjuntamente, métodos de análise digital do terreno, observações de campo para o solo e ecossistema, modelagem estatística e interpretações de processos geomorfológicos e pedológicos, tanto para a camada superficial quanto sub-superficial e concluiu que o CTI e a declividade são mais recomendados para estudos do horizonte A. Isto explica a baixa correlação destes índices com os atributos físicos do solo no presente trabalho.

Tabela 2 – Caracterização das toposseqüências definidas na área de estudo

Toposseqüências	Comprimento (m)	Variação da altitude (m)	Nº de pontos de coleta de solo <sup>(1)</sup>	Solos ocorrentes <sup>(2)</sup>
1	3500	750-860	11	LA3+LVA3; PVA3; PV2;
2	900	690-750	5	PVA13; NVf2; CX2;
3	550	760-780	4	LA4; PA3;
4	4750	650-800	15	LV4; LA3; LV3+PVI2; LVf2; LVf1; NVf1+CX1
5	1300	720-790	4	LV4; PVI2+PV2; NVf1; NVf2+CX2;
6	3200	760-850	10	LV4; LA3+LA3; LVA2; PV2;
7	1500	740-780	10	LVA3; LV2; LVf1;
8	1300	770-810	7	LA3; LVA3 + PVA13; PVA14;
9	1800	660-790	8	LVA3; NVf2;
10	3300	650-770	12	LVA3+LV3; LA3; LV2; LVf2; NVf2+NVf2;
11	2300	770-850	8	LA3+LV3; LVA2; PVA3; NVf2;
12	1500	790-850	6	LA3+LV3; PVA3+PV2;
13	2400	660-740	14	LVA4; LV3; LVf2; LV3; RQ5; LVA4;
14	2300	640-680	10	LV2; LV4; NVf2;

<sup>(1)</sup> amostras coletadas nas profundidades 0-20 e 80-100 cm.

<sup>(2)</sup> Nomenclatura de acordo com EMBRAPA (2006): Cambissolos Háplicos textura muito argilosa (CX1); Cambissolos Háplicos textura argilosa (CX2); Latossolos Amarelos textura média argilosa (LA3); Latossolos Amarelos textura média arenosa (LA4); Latossolos Vermelhos textura argilosa (LV2); Latossolos Vermelhos textura média argilosa (LV3); Latossolos Vermelhos textura média arenosa (LV4); Latossolos Vermelho Amarelos textura argilosa (LVA2); Latossolos Vermelho Amarelos textura média argilosa (LVA3); Latossolos Vermelho Amarelos textura média arenosa (LVA4); Latossolos Vermelho férrico textura muito argilosa (LVf1); Latossolos Vermelho férrico textura argilosa (LVf2); Nitossolos Vermelhos férricos textura muito argilosa (NVf1); Nitossolos Vermelhos férricos textura argilosa (NVf2); Nitossolos Vermelhos latossólicos férricos textura muito argilosa (NVf1); Nitossolos Vermelhos latossólicos férricos textura argilosa (NVf2); Argissolos Amarelos textura média argilosa (PA3); Argissolos Vermelhos textura argilosa (PV2); Argissolos Vermelho Amarelos textura média argilosa (PVA3); Argissolos Vermelho Amarelos latossólicos textura média argilosa (PVA13); Argissolos Vermelho Amarelos latossólicos textura média arenosa (PVA14); Argissolos Vermelhos latossólicos textura argilosa (PVI2); Neossolos Quartzarênicos textura arenosa (RQ5).

Tabela 1 – Correlação de Pearson entre os atributos físicos dos solos (Areia Grossa, Areia Fina, Areia Total, Silte, Argila e Gradiente Textural) e os índices topográficos (Elevação, Curvatura, Declividade, CTI e PDD)

Topossequência 01							Topossequência 02						
	areia grossa	areia fina	areia total	silte	argila	grad. text.		areia grossa	areia fina	areia total	silte	argila	grad. text.
ELEVAÇÃO	0,828(**)	0,415	0,779(**)	-,604(*)	-,760(**)	0,02	ELEVAÇÃO	0,86	,884(*)	,900(*)	-,896(*)	-0,524	0,821
CURVATURA	-0,169	0,035	-0,136	-0,094	0,362	0,384	CURVATURA	-0,3	-,917(*)	-0,38	0,626	-0,006	-0,322
DECLIVIDADE	-0,274	0,019	-0,228	0,185	0,214	0,096	DECLIVIDADE	-0,155	-0,864	-0,238	0,717	-0,301	-0,436
CTI	0,192	-0,067	0,149	-0,176	-0,077	0,141	CTI	-0,198	-0,069	-0,193	0,579	-0,241	-0,551
PDD	,671(*)	,818(**)	,724(*)	-,731(*)	-0,511	-0,187	PDD	0,209	-0,136	0,181	-0,041	-0,232	0,011

Topossequência 03							Topossequência 04						
	areia grossa	areia fina	areia total	silte	argila	grad. text.		areia grossa	areia fina	areia total	silte	argila	grad. text.
ELEVAÇÃO	0,901	0,616	0,944	-0,907	-0,938	-,977(*)	ELEVAÇÃO	,804(**)	,516(*)	,833(**)	-,809(**)	-,556(*)	-0,278
CURVATURA	0,088	0,931	0,695	-0,819	-0,659	-0,541	CURVATURA	-0,496	-0,307	-0,511	0,467	0,366	0,176
DECLIVIDADE	-0,931	-0,397	-0,81	0,615	0,838	0,904	DECLIVIDADE	-0,106	-0,13	-0,129	0,097	0,111	0,218
CTI	0,585	0,498	0,681	-0,867	-0,632	-0,655	CTI	-0,055	0,055	-0,03	0,173	-0,11	-0,214
PDD	,979(*)	0,275	0,753	-0,589	-0,776	-0,869	PDD	-0,233	-0,273	-0,278	0,243	0,21	0,317

Topossequência 05							Topossequência 06						
	areia grossa	areia fina	areia total	silte	argila	grad. text.		areia grossa	areia fina	areia total	silte	argila	grad. text.
ELEVAÇÃO	,984(*)	-0,615	,988(*)	-0,914	-,989(*)	0,275	ELEVAÇÃO	,683(*)	,741(*)	,793(**)	-,790(**)	-0,578	0,545
CURVATURA	-0,212	0,578	-0,123	0,013	0,174	0,942	CURVATURA	,791(**)	0,054	,705(*)	-0,595	-,659(*)	-0,386
DECLIVIDADE	-0,784	0,782	-0,729	0,512	0,811	-0,213	DECLIVIDADE	0,12	-0,526	-0,035	0,204	-0,204	-,881(**)
CTI	0,786	-0,778	0,733	-0,517	-0,814	0,221	CTI	0,052	-0,161	-0,003	-0,136	0,174	0,339
PDD	0,153	0,573	0,288	-0,57	-0,135	0,512	PDD	-0,627	-,718(*)	-,739(*)	,831(**)	0,409	-0,419

Tabela 3 - Correlação de Pearson entre os atributos físicos dos solos (Areia Grossa, Areia Fina, Areia Total, Silte, Argila e Gradiente Textural) e os índices topográficos (Elevação, Curvatura, Declividade, CTI e PDD) Continuação...

Topossequência 07							Topossequência 08						
Z	areia grossa	areia fina	areia total	silte	argila	grad. text.	areia grossa	areia fina	areia total	silte	argila	grad. text.	
ELEVAÇÃO	,675(*)	0,55	,879(**)	-0,351	-,791(**)	0,161	ELEVAÇÃO	-0,093	0,227	-0,044	-0,289	0,174	0,258
CURVATURA	-0,293	-0,486	-0,491	0,419	0,304	-0,033	CURVATURA	0,636	-0,468	0,67	-,921(**)	-0,406	-0,184
DECLIVIDADE	-0,415	-0,267	-0,509	-0,06	0,621	-0,523	DECLIVIDADE	-0,681	0,593	-0,688	0,501	0,603	-0,027
CTI	-0,133	0,341	0,074	0,244	-0,304	-0,118	CTI	-0,48	0,712	-0,385	0,117	0,406	-0,532
PDD	-,805(**)	0,186	-,678(*)	-0,218	,913(**)	-0,015	PDD	-0,327	0,158	-0,373	0,431	0,26	-0,252

Topossequência 09							Topossequência 10						
	areia grossa	areia fina	areia total	silte	argila	grad. text.	areia grossa	areia fina	areia total	silte	argila	grad. text.	
ELEVAÇÃO	,834(*)	0,626	,822(*)	-0,421	-,803(*)	0,045	ELEVAÇÃO	,925(**)	,815(**)	,927(**)	-,908(**)	-,865(**)	-0,084
CURVATURA	-0,313	-0,449	-0,37	-0,14	,830(*)	0,173	CURVATURA	0,104	0,142	0,121	-0,181	-0,071	0,38
DECLIVIDADE	-0,205	-,745(*)	-0,37	0,099	0,49	-0,233	DECLIVIDADE	-0,573	-0,424	-0,548	,599(*)	0,47	0,134
CTI	0,608	,721(*)	0,675	-0,475	-0,473	0,126	CTI	-0,337	-0,381	-0,365	0,367	0,335	-0,462
PDD	-0,451	-0,406	-0,464	0,554	0,001	-0,265	PDD	-,751(**)	-,900(**)	-,829(**)	,872(**)	,734(**)	-0,092

Topossequência 11							Topossequência 12						
	areia grossa	areia fina	areia total	silte	argila	grad. text.	areia grossa	areia fina	areia total	silte	argila	grad. text.	
ELEVAÇÃO	,920(**)	0,423	,911(**)	-,798(*)	-0,522	-0,119	ELEVAÇÃO	,847(*)	0,728	,889(*)	-0,802	-,854(*)	-0,645
CURVATURA	0,267	0,388	0,319	-0,426	0,072	0,313	CURVATURA	,870(*)	0,741	,911(*)	-,913(*)	-0,726	-0,425
DECLIVIDADE	-0,649	-0,29	-0,641	0,475	0,517	0,436	DECLIVIDADE	-0,802	-,854(*)	-,899(*)	0,775	,925(**)	0,555
CTI	-0,645	-,880(**)	-,758(*)	0,485	,745(*)	0,321	CTI	0,09	0,017	0,073	-0,2	0,15	-0,675
PDD	-,939(**)	-0,166	-,876(**)	,920(**)	0,237	-0,329	PDD	-0,724	-0,705	-0,789	0,658	,848(*)	0,547

Tabela 3 - Correlação de Pearson entre os atributos físicos dos solos (Areia Grossa, Areia Fina, Areia Total, Silte, Argila e Gradiente Textural) e os índices topográficos (Elevação, Curvatura, Declividade, CTI e PDD) Continuação...

Topossequência 13							Topossequência 14						
	areia grossa	areia fina	areia total	silte	argila	grad. text.		areia grossa	areia fina	areia total	silte	argila	grad. text.
ELEVAÇÃO	-0,038	,605(*)	0,108	0,05	-0,187	-0,173	ELEVAÇÃO	,682(*)	-,703(*)	0,413	-0,21	-0,454	-0,215
CURVATURA	-,555(*)	-0,367	-,549(*)	,702(**)	0,424	-0,442	CURVATURA	0,343	-0,401	0,18	-0,162	-0,178	0,247
DECLIVIDADE	-0,497	-,801(**)	-,602(*)	0,407	,664(**)	0,018	DECLIVIDADE	-0,089	0,048	-0,078	0,199	0,041	0,03
CTI	-0,062	0,03	-0,045	-0,011	0,073	0,347	CTI	-0,318	-0,328	-0,567	0,315	0,615	0,061
PDD	-0,467	-,822(**)	-,581(*)	0,465	,602(*)	-0,087	PDD	-0,46	-0,136	-0,626	,655(*)	0,592	-0,289

(\*) – Significativo ao nível de 5% de probabilidade; (\*\*) – Significativo ao nível de 1% de probabilidade; sem \* - não significativo.



### 2.3.3 Distinção de classes de solos por análise de agrupamento hierárquico de Cluster

As Figuras de 2 a 4 ilustram três toposseqüências definidas para esta fase do trabalho. Para o conjunto de parâmetros, tanto espectrais (camada superficial e sub-superficial) quanto topográficos (elevação, curvatura, declividade, CTI e PDD), foram aplicadas análises de agrupamento e elaborados dendrogramas que estão acompanhando, respectivamente cada toposseqüência.

Ao observar a Figura 2 verifica-se na toposseqüência a presença de três grupos de solos: grupo 1 – do ponto 1 ao ponto 6, envolvendo solos com textura média arenosa (LA4 e LVA 4) e média argilosa (LA3 e LVA3); grupo 2 – do ponto 7 ao 9, envolvendo solos de textura média argilosa (LV3) e argilosa (LV2 e PVI2); grupo 3 – envolvendo solos de textura argilosa (PV2). O dendrograma obtido em função dos dados espectrais permitiu a formação de quatro grupos constituídos pelas similaridades entre as classes de solos, considerando como perda máxima de similaridade a distância euclidiana de 10. O grupo G1 reuniu os pontos de 1 a 6, representativos dos solos de textura média, conseguindo inclusive diferenciar os pontos 4 e 5 (textura média arenosa), dos pontos 3 e 6 (textura média argilosa). O grupo G2 reuniu os solos de textura argilosa e média argilosa enquanto que o grupo G3 reuniu os solos argilosos (NV2). Já as distâncias euclidianas obtidas a partir dos dados topográficos permitiram elaborar o dendrograma que mostra a formação de grupos e subgrupos mais heterogêneos que aquele obtido com os dados espectrais, indicando que este conjunto de parâmetros não permitiu, com clareza a distinção dos solos estudados.

A Figura 3 indica que os Latossolos Amarelos textura média arenosa estão dispostos na parte mais alta da toposseqüência. À medida que a elevação vai diminuindo os solos vão gradativamente passando para texturas mais argilosas, seguindo a seqüência Latossolos Amarelos textura média arenosa, Argissolos Vermelho Amarelo textura média argilosa e Nitossolos Vermelhos textura argilosa.

As distâncias euclidianas obtidas com base nos dados espectrais permitiram a formação de três grupos. No grupo G1 incluiu-se os pontos 1 e 2 (Latossolos Amarelos textura média arenosa) e no grupo G2 o ponto 3 (Argissolo Vermelho Amarelo textura média argilosa), considerando para os pontos 1 e 2 uma perda máxima de similaridade

de aproximadamente 2 e distinguindo este do ponto 3 (G2) com uma perda máxima de similaridade de aproximadamente 8.

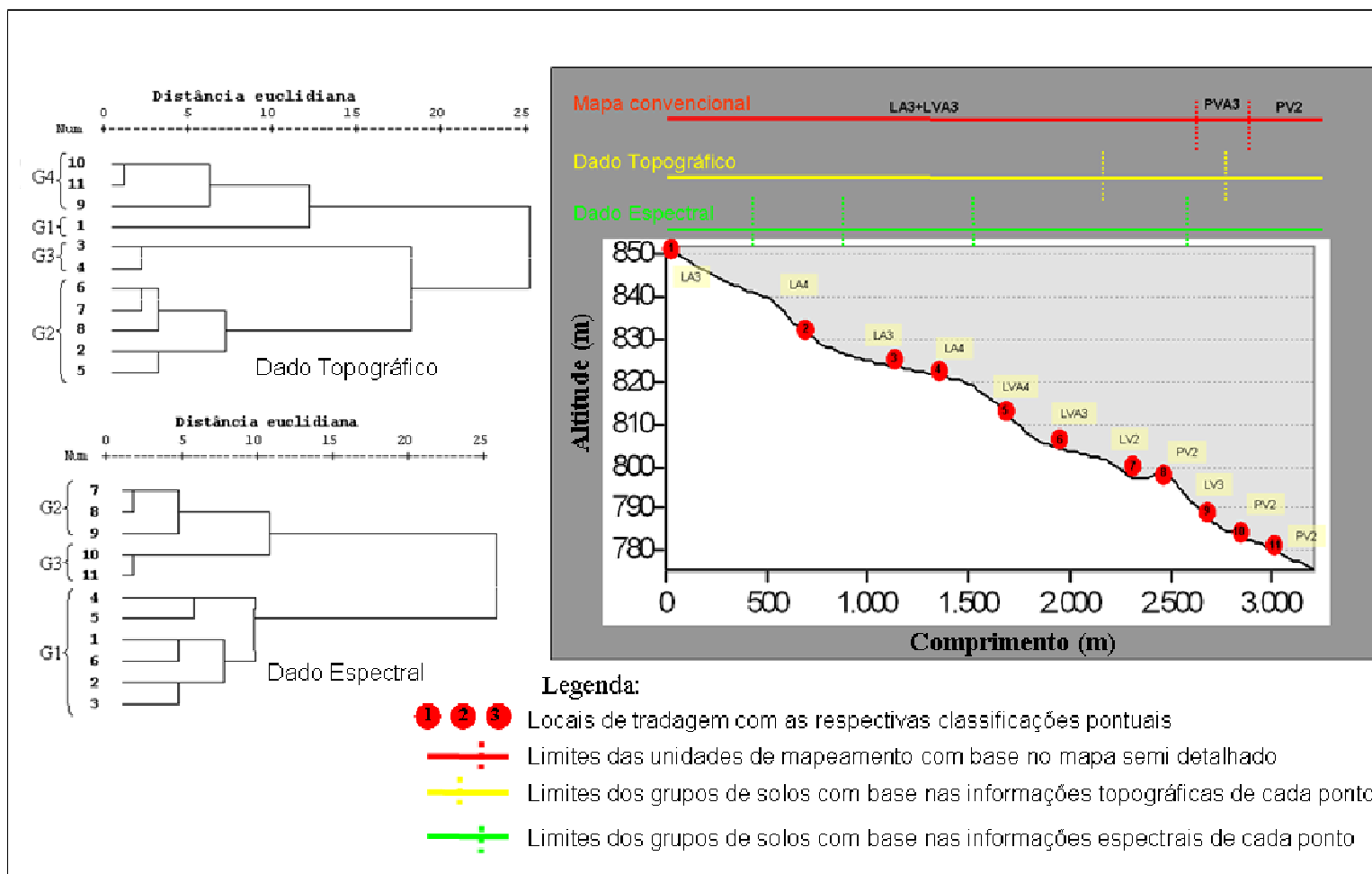


Figura 2 – Representação gráfica da Topossequência 01 com as respectivas classificações pedológicas e os dendrogramas das inter-relações dos 11 pontos referentes aos parâmetros topográficos e espectrais

Essa análise mostrou que os dados distinguiram solos de textura média arenosa dos de média argilosa. O grupo G3 consta apenas do ponto 4 (Nitossolos Vermelhos textura argilosa), discriminando este ponto dos demais.

Assim como aconteceu na topossequência 01, o dendrograma obtido com base nos dados topográficos não foi eficiente para distinguir as classes de solos. Entretanto, este gráfico (Figura 2) mostra que solos de textura argilosa e arenosa ocorrem em paisagens similares.

A Figura 4 ilustra uma topossequência em que a disposição dos solos, da parte mais alta para a parte mais baixa, é Latossolos Amarelos textura média argilosa (pontos 1 e 3), Latossolos Vermelho Amarelos textura média argilosa (pontos 3 e 4), Argissolos Vermelhos textura média argilosa (ponto 5) e Argissolos Vermelhos textura argilosa (ponto 6). O dendrograma baseado nos dados espectrais distinguiu três grupos de solos (G1, G2 e G3) onde o grupo G1 reuniu os Latossolos e os grupos G2 e G3 os Argissolos Vermelhos textura média argilosa e argilosa, respectivamente. Assim, além de separar os solos quanto à classe textural, ainda foi possível separar os Latossolos dos Argissolos.

Observando-se o dendrograma à esquerda da Figura 4 e baseado nas informações topográficas percebe-se que para esta topossequência, foi possível distinguir os solos quanto à localização no relevo em três grupos distintos: G1 (pontos 1 e 2); G2 (pontos 3, 4 e 5) e G3 (ponto 6). Ao contrário do dendrograma baseado nos dados espectrais que separam os Latossolos dos Argissolos, este separou os Latossolos Amarelos textura média argilosa dos Latossolos Vermelho Amarelos textura média argilosa e juntou, a este último, os Argissolos Vermelhos textura média argilosa. Os Argissolos Vermelhos textura argilosa ficaram totalmente separados destes grupos. Assim, associando este resultado com observações realizadas em campo (pontos verdes da Figura 4) verifica-se que foi possível compartimentar a paisagem em três ambientes principais e associar a cada um destes um grupo de solos.

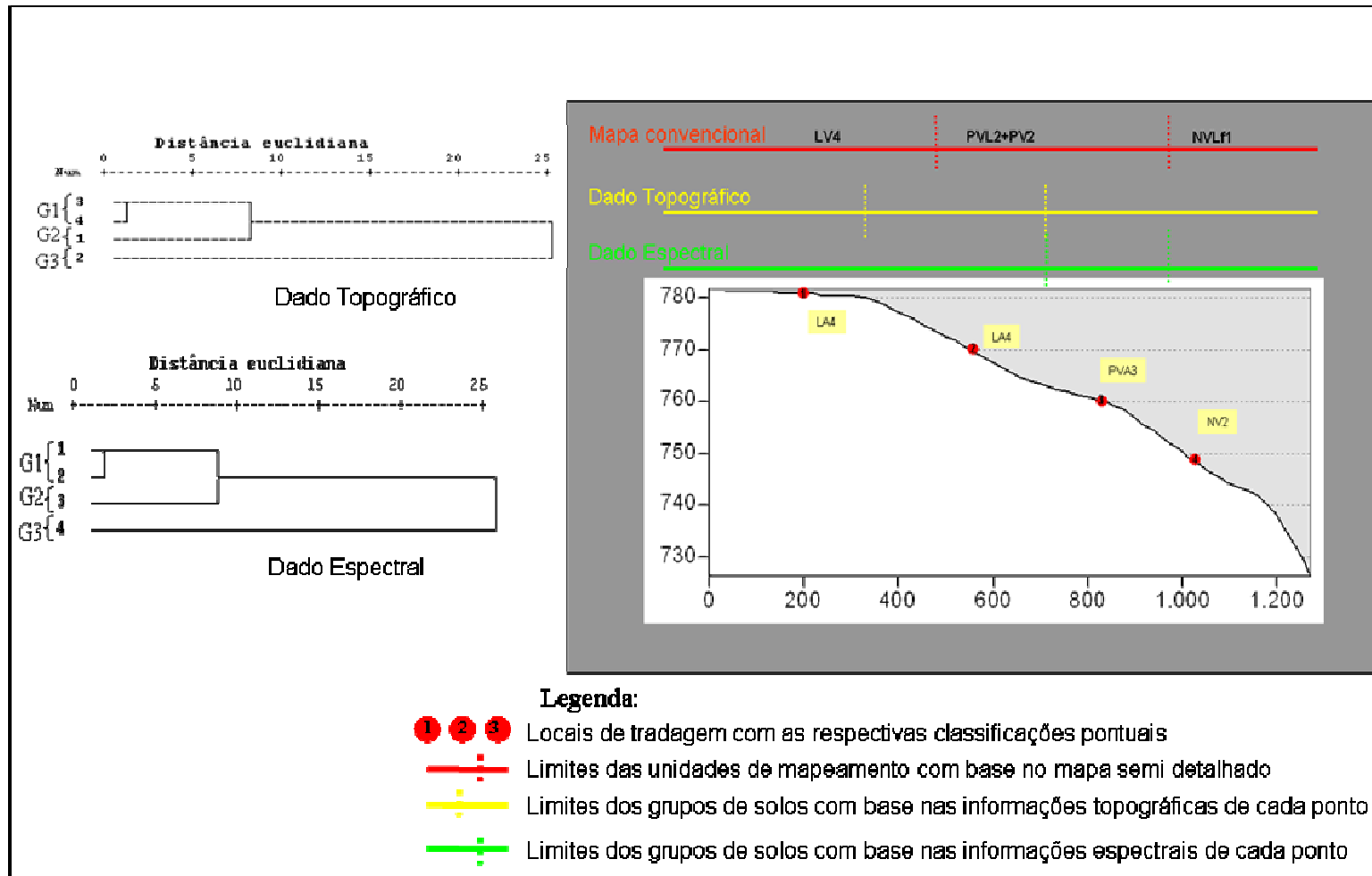


Figura 3 – Representação gráfica da Toposequência 05 com as respectivas classificações pedológicas e os dendrogramas das inter-relações dos 04 pontos referentes aos parâmetros topográficos e espectrais

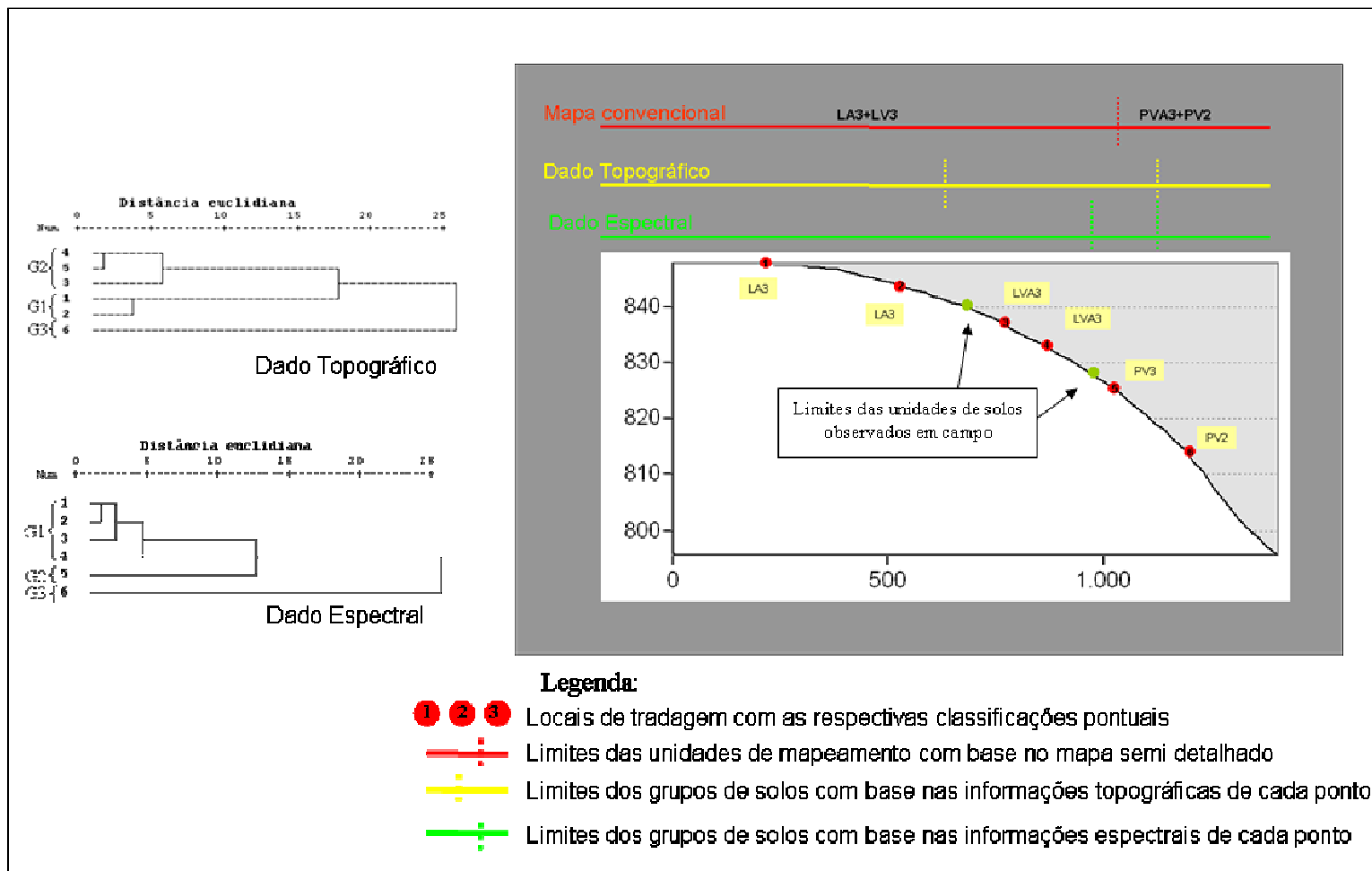


Figura 4 – (a) Representação gráfica da Topossequência 12 com as respectivas classificações pedológicas e os dendrogramas das inter-relações dos 06 pontos referentes aos parâmetros topográficos e espectrais

## 2.4 Conclusões

O comportamento espacial dos solos em relação aos índices topográficos estudados é variável. Em relevos com diferentes características pode ocorrer o mesmo solo. Entretanto, utilizando-se do índice de elevação do terreno é possível distinguir os Planossolos Háplicos, dos Gleissolos Háplicos, Latossolos Amarelos e Argissolos Amarelos latossólicos.

A Elevação foi o índice topográfico que melhor se correlacionou com os atributos físicos dos solos, tanto para os obtidos de forma pontual como para os descritos nas toposseqüências e em análises em sub-superfície.

Os índices topográficos CTI e Declividade não são indicados para correlação com os atributos físicos do solo obtidos em sub-superfície.

A análise de agrupamento hierárquico com cluster mostrou-se eficiente na discriminação das classes de solos numa toposseqüência quando utilizados parâmetros espectrais do solo. Já o conjunto de parâmetros de relevo não permitiu discriminar os solos estudados.

## Referências

- ASRAR, G.; DOZIER, J. **EOS: science strategy for earth observing system**. Woodbury: AIP Press, 1994. 119p.
- BAPTISTA, G.M.; MADEIRA NETTO, J.M. RCGb index: A tool for mapping the degree of weathering in the tropical soils in Brazil. In: TENTH JPL AIRBORNE EARTH SCIENCE WORKSHOP, 10., 2001, Pasadena. **Proceedings...** Pasadena: California Institute of Technology – Jet Propulsion Laboratory, 1993. p.41-50.
- BEN-DOR, E.; PATKIN, K.; BANIN, A.; KARNIELI, A. Mapping of several soil properties using DAIS-7915 hyperspectral scanner data – A case study over clayey soils in Israel. **International Journal of Remote Sensing**, London, v. 23, n. 6, p.1043-1062, Mar. 2002.
- BISTRICHI, C.A.; CARNEIRO, C.D.R.; DANTAS, A.S.L.; PONÇANO, W.L.; CAMPANHA, G.A.C.; NAGATA, N.; ALMEIDA, M.A.; STEIN, D.P.; MELO, M.S.; CREMONINI, O.A. **Mapa geológico do Estado de São Paulo**. São Paulo: IPT - Instituto de Pesquisas Tecnológicas do Estado de São Paulo, 1981. 1 mapa, Escala: 1: 500.000.
- BURINGH, P. The application of aerial photography in soils surveys. In: AMERICAN SOCIETY OF PHOTOGRAMMETRY. **Manual of Photography Interpretation**. Washington, D.C., 1960. p.633-636.
- CACCETTA, P. A. **Remote sensing, geographical information systems (GIS) and Bayesian Knowledge-Based Methods for monitoring land condition**. Thesis (Ph.D.) 1997. 302p. School of Computing Science, Curtin University of Technology, Perth, 1997.
- CAMARGO, A.O. de; MONIZ, A.C.; JORGE, J.A.; VALADARES, J.M. Métodos de análise química, mineralógica e física de solos. **Boletim Técnico IAC**, Campinas, n. 106, 94p, 1986.
- CAMARGO, M.N.; KLANT, E.; KAUFFMAN, J.H. Classificação de Solos usada em Levantamentos Pedológicos no Brasil. **Boletim Informativo da Sociedade Brasileira de Ciência do Solo**, Campinas, v. 12, n.1, p. 11-13, jan/abr. 1987.
- CAMPOS, M.C.C.; MARQUES JUNIOR, J.; PEREIRA, G.T.; MONTANARI, R.; CAMARGO, L.A. Relações solo-paisagem em uma litosseqüência arenito-basalto na região de Pereira Barreto, SP. **Revista Brasileira de Ciência do Solo** [online]. 2007, v. 31, n. 3, p. 519-529. Disponível em: <  
[http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0100-06832007000300012&lng=en&nrm=iso](http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0100-06832007000300012&lng=en&nrm=iso)>. ISSN 0100-0683. doi: 10.1590/S0100-06832007000300012. Acesso em: 13 jun. 2007.



CAMPOS, R.C.; DEMATTÊ, J.A.M.; QUARTAROLLI, C.F. Determinação indireta do teor de hematita no solo a partir de dados de colorimetria e radiometria. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 38, n. 4, p. 521-528, abr. 2003.

CARNEIRO, C.M.R. **Estudo de aplicabilidade de imagens MSS do ERTS-1 em levantamentos de solos**. 1973. 63p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) - Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, 1973.

CHABRILLAT, S., GOETZ, A.F.H., KROSLEY, S., OLSEN, H. W. Use of hyperspectral images in the identification and mapping of expansive clay soil and the role of spatial resolution. **Remote Sensing of Environmental**, New York, v. 82, n. 15, p.431-445, 2002.

CHANG, C.; LAIRD, D.A.; MAUSBACH, M.J.; HURBURGH JUNIOR, 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.

CHENG, C.; CHEN, Z.; GUO, H. A GIS-based Soil-Landscape Modeling Approach to predict soil drainage classes and depth to iron and manganese concretions. In: INTERNATIONAL WORKSHOP UNIVERSITY OF WISCONSIN-MADISON, 1997, Madison, Wisconsin, 18–20 Aug. 1997.

DEMATTÊ, J.A.M.; DEMÉTRIO, V.A. Caracterização de solos por padrões de drenagem e sua relação com índices de intemperismo. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.33, n.1, p.87-95, jan.1998.

DENT, D.; YOUNG, A. **Soil survey and land evaluation**. London: George Allen & Unwin, 1981. 278p.

DOBOS, E. **Quantitative analysis and evaluation of AVHRR and terrain data for small scale soil pattern recognition**. Thesis (Ph.D.) 1998. 228p. Purdue University, West Lafayette, 1998.

DOBOS, E.; MICHELI, E.; BAUMGARDNER, M.F.; BIEHL, L.; HELT, T. Use of combined digital elevation model and satellite radiometric data for regional soil mapping. **Geoderma**, Netherlands, v. 97, p.367–391, 2000.

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

ENVIRONMENTAL SYSTEMS RESEARCH INSTITUTE. ArcGis 9.2. Redlands, 2006. 3 CD-ROM.

FIORIO, P.R. A fotoidentificação, fotoanálise e fotointerpretação. 2007. 47 slides  
Notas de aula Disponível em  
<<http://www.esalq.usp.br/departamentos/ler/disciplinas/Topo/LER450/Fiorio/FOTOPEDOLOGIA.pdf>>. Acesso em: 16 ago. 2008.

GESSLER, P.E.; CHADWICK, O.A.; CHAMRAN, F.; ALTHOUSE, L.; HOLMES, K. Modeling soil-landscape and ecosystem properties using terrain attributes. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 64, n. 6, p.2046–2056, 2000.

GESSLER, P.E.; MOORE, I.D.; MCKENZIE, N.J.; RYAN, P.J. Soil-landscape modeling and spatial prediction of soil attributes. Special issue: Integrating GIS and environmental modeling. **International Journal of Geographical Information Systems**, cidade, v. 9, n. 4, p.421–432, 1995.

GIRGIN, B.N.; FRAZIER, B.E. Landscape position and surface curvature effects on soils developed in the Palouse area, WA. In: HUBERTY, B.; LURIE, J.B.; COPPIN, P.J.; CAYLOR, A.; ROBERT, P.C. (Eds.). **Multispectral Imaging for Terrestrial Applications**. Pullman: Washington State University, Department of Crop and Soil Sciences, Proc. SPIE, v. 2818, p. 61-69, 1996.

GOODMAN, A. **Trend surface analysis in the comparison of spatial distributions of hillslope parameters**. Thesis (Ph.D.) 1999. 180p. Disponível em: <<http://www.deakin.edu.au/~agoodman/masters/index.html>>. Acesso em: 15mar.2007.

GRAHAM, R.C. BUOL, W. Soil-Geomorphic relations on the Blue Ridge Front: II. Soil characteristics and pedogenesis. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 54, p. 1367-1377, 1990.

HATCHELL, D.C. (Ed.). **Analytical Spectral Devices, Inc. Technical Guide 3<sup>rd</sup> ed.**: Boulder: **Analytical Spectral Devices**, 1999. 140p.

HUETE, A. R. Extension of soil spectra to the satellite: atmosphere, geometric, and sensor considerations. **Photo Interpretation**, Paris, v. 34, n. 2, p.101-114, 1996.

INSTITUTO DE CIÊNCIAS MATEMÁTICAS E DE COMPUTAÇÃO. Disponível em: <<http://www.icmc.usp.br/ambiente/saocarlos/geral.html>>. Acesso em 08 nov. 2007.

IPPOLITI, G.A.R.; COSTA, L.M da; SCHAEFER, C.E.G.R; FERNANDES FILHO, E.I.; GAGGERO, M.R. Digital terrain analysis: tool for pedoform identification in the "Mar de Morros" (MG). **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 29, n. 2, p. 269-276, 2005.

KOSMAS, C.S.; CURI, N. BRYANT, R.B. Characterization of iron oxide minerals by second-derivate visible spectroscopy. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 48, p.401-405, 1984.

LACERDA, M.P.C.; BARBOSA, I.O.; MENESES, P.R.; ROIG, H.L.; ROSA, J.W.C. Aplicação de geotecnologias em correlações entre solos, geomorfologia, geologia e vegetação nativa no Distrito Federal, DF. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 12., 2005, Goiânia. **Anais...** Goiânia: INPE, 2005. p.2211-2218.1 CD-ROM.

LUEDER, D.R. **Aerial photographic interpretation: principles and applications**. New York: McGraw-Hill, 1959. 462p.

McCARTY, G. W., REEVES, J. B., REEVES, V. B., FOLLET, R. F., KIMBLE, J. M. Mid-infrared and near-infrared diffuse reflectance spectroscopy for soil carbon measurement. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 66, p.640-646, 2002.

McKENZIE, N.J.; GESSLER, P.E.; RYAN, P.J.; O'CONNELL. The role of terrain analysis in soil mapping. In: WILSON, J. P.; GALLANT, J.C. (Ed.). **Terrain analysis: Principles and applications**. New York: John Wiley, 2000. p.245–265.

MADEIRA NETTO, J.; BEDIDI A.; CERVELLE, B.; POUGET, M.; FLAY, N. Visible spectrometric indices of hematite (Hm) and goethite (Gt) content in lateritic soils: the application of a Thematic Mapper (TM) image for soil-mapping in Brasilia, Brazil. **International Journal of Remote Sensing**, London, v. 18, p.2835-2852, 1997.

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

MOORE, I.D.; GRAYSON, R.B.; LADSON, A.R. Digital terrain modeling: a review of hydrological, geomorphological and biological applications. **Hydrological Processes**, Chichester, v.5, n. 1, p.3-30, 1991.

NANNI, M.R.; DEMATTÊ, J.A.M. Spectral methodology in comparison to traditional soil analysis. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 70, n. 2, p. 393-407, Mar.-Apr. 2006.

OLIVEIRA, J.B.; PRADO, H. **Levantamento pedológico semidetalhado do Estado de São Paulo**: quadrícula de São Carlos. Memorial descritivo. Campinas: Instituto Agrônomo de Campinas. 118 p.

OLIVEIRA, J.B. de; JACOMINE, P.K.T. CAMARGO, M.N. **Classes gerais de Solos do Brasil**: guia auxiliar para seu reconhecimento. 2. ed. Jaboticabal: FUNEP, 1992. 201p.

PACHEPSKY, Y.A.;TIMLIN, D.J.; RAWLS, W.J. Soil water retention as related to topographic variables. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 65, p.1787–1795, 2001.

PISSARRA, T.C.T.; POLITANO, W.; FERRAUDO, A.S. Avaliação de características morfométricas na relação solo-superfície da bacia hidrográfica do Córrego Rico, Jaboticabal, SP. **Revista Brasileira de Ciência do Solo** [online]. 2004, v. 28, n. 2, p. 297-305. Disponível em: <  
[http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0100-06832004000200008&lng=en&nrm=iso](http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0100-06832004000200008&lng=en&nrm=iso)>. ISSN 0100-0683. doi: 10.1590/S0100-06832004000200008. Acesso em: 23 out. 2005.

REEVES, J.; McCARTY, G.; MIMMO, T. The potencial of diffuse reflectance spectroscopy for the determination of carbon inventories in soils. **Environmental Pollution**, London, v. 116, p. S277-S284, 2002.

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

RENNÓ, C.D.; SOARES, J.V. Uso do índice topográfico como estimador da profundidade do lençol freático. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 11., 2003. Belo Horizonte. **Anais...**São José dos Campos: INPE, 2003. p. 2579-2588. 1 CD-ROM.

ROSSITER, D.G. Digital soil mapping: Towards a multiple-use Soil Information System. **Análisis Geográficos**, Bogotá, v. 32, n. 1, p.7-15. Disponível em: <<http://www.itc.nl/personal/rossiter/pubs/list.html>>. Acesso em: 22 out. 2007.

SCHULER, A.E. **Aplicação do TOPMODEL em uma bacia de mesoescala localizada na cabeceira do rio Corumbataí**. 1998, 190p. Dissertação (Mestrado em Ciências da Engenharia Ambiental) - Universidade Federal de São Carlos, São Carlos, 1998.

SNEATH, P.H.; SOKAL, R.R. **Numerical taxonomy**: The principles and practice of numerical classification. San Francisco: W.H. Freeman, 1973. 573p.

SOUSA JUNIOR, J.G. de A. **Sensoriamento remoto e sistema de informações geográficas na caracterização de solos e quantificação de seus atributos**. 2005, 141p. Dissertação (Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas) - Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2005.

SOUSA JUNIOR, J.G. de A.; DEMATTÊ, J.A. de M. Modelo digital de elevação na caracterização de solos desenvolvidos de basalto e material arenítico. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 32, p.449-456, 2008.

STEVENS, A.; van WESEMAEL, B.; VANDENSCHRICK, G.; TOURÉ, S.; TYCHON, B. Detection of carbon stock and change in agricultural soils using spectroscopy techniques. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 70, p.844-850, 2006.

VINK, A.D.A. **Fotografias aereas y las ciencias del suelo**. Delf: International Training Centre for Aerial Survey, 1963. 200p.

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**, Netherlands, v. 137, p.70-82, 2006a.

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

YANG, X., CHAPMAN, G., YOUNG, M., GRAY, J. Using compound topographic index to delineate soil facets from digital elevation models for comprehensive coastal assessment. In: MODSIM 2005 INTERNATIONAL CONGRESS ON MODELLING

AND SIMULATION, 2005, Victoria. **Proceedings...**Victoria: Modelling and Simulation Society of Australia and New Zealand. ZERGER, A. ARGENT, R. M. (Ed.). 2005. p.1.511-1.517.

ZHU, J.; JOSSMAN, P. Application of design patterns for object-oriented modeling of power systems. **IEEE Transactions on Power Systems**, New York, v. 14, n. 2, p. 532-537, 1999.

ZHU, A.X., HUDSON, B.; BURT, J.; LUBICH, K.; SIMONSON, D. Soil mapping using GIS, expert knowledge, and fuzzy logic. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 65, p.1463–1472, 2001.

ZIADAT, F.M. Analyzing Digital Terrain Attributes to Predict Soil Attributes for a Relatively Large Area. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 69, p.1590–1599, 2005.

### **3 DETERMINAÇÃO QUANTITATIVA DE ELEMENTOS DO SOLO POR TÉCNICA SECA E NÃO DESTRUTIVA**

#### **Resumo**

As pesquisas com sensores hiperespectrais para caracterização do solo como base para sua racionalização possibilitam a minimização de impactos ambientais e o aumento de sua produtividade. A base desse processo está no conhecimento de características químicas, físicas e mineralógicas dos atributos do solo, tanto para sua compreensão analítica como espacial. Desta forma, o principal objetivo deste trabalho foi correlacionar informações pontuais (área 1) de caráter químico, físico e mineralógico de amostras de solo com seus respectivos dados espectrais, obtendo-se equações de regressão múltipla padronizadas que possam ser aplicadas na determinação dos mesmos atributos para amostras de características desconhecidas (área 2), como alternativa ao método convencional de análise de solo. Para isto a execução deste trabalho foi dividida em duas fases principais: (1) criação e calibração de modelos estatísticos de determinação dos atributos do solo obtidos a partir de dados espectrais extraídos de amostras de solos coletadas na área 1; (2) validação dos modelos estatísticos na área 2 e (3) correlações entre os valores estimados e os valores determinados (método convencional) para cada atributo do solo. Assim concluiu-se que as equações dos atributos  $Fe_2O_3$ ,  $Al_2O_3$ , Argila, Areia,  $ki$  e  $SiO_2$  podem ser aplicadas a uma base de dados diferente daquela que foi utilizada na geração das equações, desde que pertença a mesma região do estudo.

Palavras-Chaves: Radiometria; Regressão linear; Análise do solo

## QUANTITATIVE DETERMINATION OF SOIL ELEMENTS BY DRY AND NONDESTRUCTIVE TECHNIQUE

### Abstract

The researchs with hyperspectral sensors for characterizing the soil as a base for its rationalization allow the minimization of environmental impacts and to increase their productivity. The basis of this process is the knowledge characteristics of chemical, mineralogical and physical attributes of soil, both for your analytical and space understanding. In the midst of this context, the main objective of this study was to correlate specific information (area 1) character of chemical, physical and mineralogical samples of soil with their spectral data, resulting in standardized multiple regression equations that can be applied in determining the same attributes for samples of unknown characteristics (area 2). This comes as an alternative to the conventional method of analysis of soil. For its implementation, the stages of the research realized in three main phases: (1) creation and calibration of statistical models to determine the attributes of soil obtained from spectral data extracted from samples of soil collected in Area 1, (2) validation of statistical models in 2 and (3) correlations between the estimated values and the values determined (conventional method) for each attribute the ground. It was concluded that the equations of the attributes  $\text{Fe}_2\text{O}_3$ ,  $\text{Al}_2\text{O}_3$ , Clay, Sand,  $k_i$  and  $\text{SiO}_2$  can be applied to a database that was different from that used in the generation of equations, provided they belong to the same region of the study.

Keywords: Radiometer; Linear regression; Soil analysis

### 3.1 Introdução

Grande tem sido a necessidade do homem em conhecer atributos, características e propriedades do solo com a intenção de aplicar este conhecimento no uso racional das terras. De fato já se percebeu que o uso sustentável do solo é imprescindível, uma vez que o planeta tem apontado sinais de estresse como resultado das ações antrópicas desenfreadas e impactantes que foram tomadas no passado, quando erroneamente se pensava que o solo fosse um recurso inesgotável. Quando há queda na produtividade de uma cultura, rapidamente são tomadas providências para tentar recuperá-lo em tempo hábil de plantio. Ou ainda quando há indícios de que haverá perda por erosão, técnicas de manejo são instaladas a fim de minimizar os danos. Dentro deste contexto, pesquisadores têm se aplicado no estudo e desenvolvimentos de técnicas para caracterização dos solos com resultados cada vez mais precisos, rápidos e menos dispendiosos.

Nesta linha de raciocínio trabalhos base são aqueles que se utilizam dos métodos analíticos tradicionais de análise de solo, que empregam produtos químicos, como os desenvolvidos por Raij e Quaggio (1983), Camargo et al., (1986). Em contrapartida, mas sempre com o mesmo objetivo, têm-se procurado técnicas menos invasivas como as que se utilizam do sensoriamento hiperespectral. Como exemplos de autores que aplicaram essa técnica podem ser citados tais como os de Ben-Gera e Norris (1968), Madeira Netto et al., (1993), Viscarra-Rossel e McBratney (1988), Malley et al., (1999), Baptista (2001), Nanni e Demattê (2001), Thomasson et al., (2001), Ben-Dor (2002a), Ben-Dor (2002b), Dunn et al., (2002), Shepherd e Walsh (2002), Islam, Singh e McBratney (2003), Konen, Burras e Sandor (2003), Shepherd et al., (2003), Bilgili et al., (2006), Brown et al., (2006), Viscarra-Rossel et al., (2006a), Daniel, Tripathi e Honda (2000), Maleki et al., (2007).

As pesquisas com sensores hiperespectrais para caracterização do solo como base para sua racionalização possibilitam a minimização de impactos ambientais e o aumento de sua produtividade. A base desse processo está no conhecimento de características químicas, físicas e mineralógicas dos atributos do solo, tanto para sua compreensão analítica como espacial.

A metodologia de determinação de atributos do solo tem sido extensivamente debatida, discutida e modificada para definir um conceito geral (NANNI; DEMATTÊ, 2006). Como alguns atributos do solo extraídos por espectrometria ainda apresentam controvérsias em sua obtenção



(NOVAIS; SMYTH, 1999), sua determinação realizada por análises tradicionais em laboratório são mais confiáveis considerando os anos de pesquisa e testes realizados para se chegar aos métodos padrões (SOUSA JUNIOR, 2005). Porém, estes métodos são complexos, consomem muito tempo e são de alto custo financeiro (CHANG et al., 2001). Estima-se que, só no Brasil, o número de análises químicas de terra tenha atingido 1 milhão de amostras no ano de 2001, resultado em uma grande quantidade de reagentes gastos e resíduos produzidos (RAIJ et al., 2001).

Partindo desta premissa, torna-se necessário o desenvolvimento de novas técnicas de análises dos atributos do solo que possam ser tão eficazes - ou ainda mais - que os métodos convencionais (CHANG, et al., 2001). É neste contexto que se destaca a espectroscopia de reflectância como um método alternativo à estimativa de ampla quantidade de atributos do solo (McCARTY et al., 2002; REEVES, McCARTY e MIMMO, 2002; STEVENS et al., 2006; VISCARRA-ROSSEL et al., 2006b; LAGACHERIE et al., 2007).

A espectroscopia de reflectância no infravermelho próximo (NIRS – Near-Infrared reflectance spectroscopy) ou análise de infravermelho próximo (NIRA – Near-Infrared Analysis) é uma técnica de análise não destrutiva que estuda as interações entre a luz incidente e a superfície de um “corpo” (STARK; LUCHTER; MARGOSHES, 1986). Esta técnica tem sido largamente utilizada industrialmente devido a sua simplicidade, rapidez e pelo fato de se ter uma pequena ou nenhuma preparação da amostra (CHANG et al., 2001).

O NIRA foi desenvolvido há 40 anos quando buscou-se uma técnica de análise rápida de umidade de grãos (BEN-GERA; NORRIS, 1968). Apesar de iniciado há anos atrás, o uso da aquisição remota de espectros da superfície terrestre aumentou significativamente na última década devido ao avanço da tecnologia de sensores. Hoje os métodos do NIRA são aplicados nas áreas: farmacêuticas, petroquímicas e diversas de âmbito industrial (WORKMAN JUNIOR, 1996).

Atualmente o NIRA tem sido utilizado operacionalmente em laboratórios, permitindo precisas e rápidas determinações da maioria das características a partir de amostras de terra (McCARTY et al., 2002; REEVES et al., 2002; STEVENS et al., 2006; VISCARRA-ROSSEL et al., 2006a,b; LAGACHERIE et al., 2007). Um exemplo disto são os estudos de determinação da umidade do solo (LOBELL; ASNER, 2002), carbono orgânico, condutividade elétrica, capacidade de troca catiônica (CTC), pH, N, C, P, S, Ca, Mg, Na, K, Fe e Mn (CHANG et al.,

2001; DUNN et al., 2002; SHEPHERD; WALSH, 2002; BARNES et al., 2003; NANNI; DEMATTÊ, 2006).

Basicamente os métodos de estimativa baseiam-se em equações lineares múltiplas, as quais são constantemente calibradas em função da região de estudo e da porção do espectro eletromagnético que se tem em mãos (FIORIO, 2002). Entretanto, os dados espectrais coletados em laboratório, através de sensores hiperespectrais, apresentam um grande número de bandas, o que pode dificultar as análises estatísticas. Em virtude disso, Nanni e Demattê (2006), sintetizaram a faixa espectral entre 400 e 2.500 nm em 22 bandas baseando-se, para isto, em três critérios principais: 1) observações empíricas das curvas espectrais, como por exemplo porções côncavas e convexas e variações nas intensidades da reflectância em todo o espectro; 2) observações da literatura que destacam quais os reais comprimentos de onda que apresentam relações com os atributos do solo e para isto utilizaram-se, principalmente, dos trabalhos de Henderson, Baungardner e Fransmeier (1992); Madeira Netto (1993 e 1996); Demattê e Garcia (1999); Demattê e Nanni (2003); e em 3) comprimentos de onda caracterizados por forte inflexões, tais como, óxido de ferro (481 nm), grupos de OH e água (1.417 e 1.927 nm), Caolinita (2.206 nm) e Gibbsita (2.265). Além das 22 bandas, os autores também coletaram diferenças de valores de reflectância entre o maior e menor ponto de inflexão de uma determinada faixa espectral. A esta metodologia foi atribuído o nome de “Reflectance Inflection Difference (RID)” e definidos 13 valores de RID.

Grandes têm sido os avanços no sentido de melhorar os processamentos laboratoriais e estatísticos envolvidos na obtenção de atributos do solo por espectrorradiometria. Em trabalho publicado em 2008, Viscarra-Rossel descreve sobre o desenvolvimento e implementação do ParLeS, que se trata de um software capaz de estimar e modelar variáveis quimiométricas envolvidas na determinação de atributos do solo. O programa permite transformar, pré-processar e pré-tratar espectros utilizando vários algoritmos, podendo ser utilizado para implementar análise de componentes principais; regressões parciais de mínimos quadrados, validação cruzada e agregação bootstrap. Por facilitar a implementação de um grande número de técnicas, o ParLeS melhora a robustez e a precisão dos modelos gerados. Dentre suas características está o fornecimento de uma série de processamentos estatísticos e avaliação saída gráfica, bem como uma interface de fácil utilização e funcionalidade.

Em face desta realidade, observa-se que, independentemente do método de processamento dos dados espectrais, os valores estimados dos atributos do solo são, na maioria das vezes, altamente correlacionados com os dados reais. Essa prerrogativa justifica e estimula o desenvolvimento deste trabalho, que objetiva correlacionar informações pontuais de caráter químico, físico e mineralógico de amostras de solo com seus respectivos dados espectrais, obtendo-se equações de regressão múltiplas padronizadas que possam ser aplicadas na determinação dos mesmos atributos para amostras de características desconhecidas, como alternativa ao método convencional de análise de solo.

## **3.2 Materiais e Métodos**

### **3.2.1 Descrição da área de estudo**

A área de estudo compreende de duas áreas comerciais de cultivo de cana-de-açúcar, definidas como área 1 e área 2 (Figura 1). Estas áreas localizam-se na região nordeste do Estado de São Paulo, envolvendo parte dos municípios de São Carlos, Araraquara, Ibaté, entre outros. É delimitada pelas coordenadas geográficas 21°16'59" S / 48° 39'31" W e 21°45'19" S / 48° 6'2" W. Somadas, apresentam 28.000 ha de área, sendo 15.000 ha na área 1 e 13.000 ha na área 2. As altitudes na região variam de 450 a 900 m e o clima é do tipo Cwb – temperado com inverno seco (Köppen,). A média anual de precipitação está entre 1.000 e 1.800 mm e a de temperatura em 20°C, respectivamente (ICMC, 2005).

A litologia é representada principalmente pelas formações Serra Geral, Botucatu e Pirambóia (Grupo São Bento) e cobertura da Serra de Santana e Similares (Grupo Taubaté). As rochas da formação Serra Geral são vulcânicas oriundas de derrames basálticos. As da Formação Botucatu são arenitos eólicos e as da Formação Pirambóia são constituídas de arenitos oriundos de depósitos fluviais e de planícies de inundação (BISTRICHI et al., 1981).

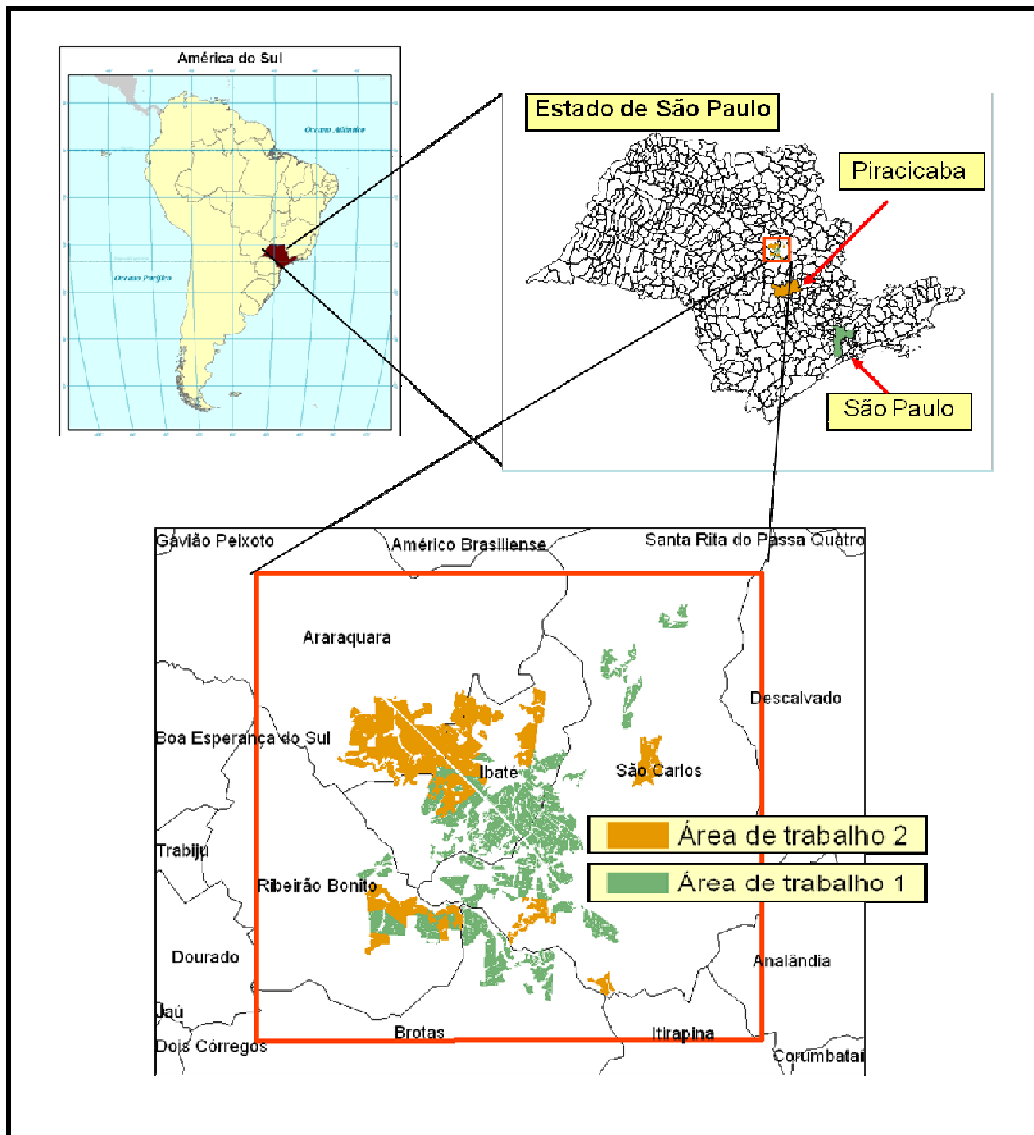


Figura 1 – Localização da área de estudo

### 3.2.2 Processo Metodológico

A execução deste trabalho foi dividida em três fases principais (Figura 2): (1) criação e calibração de modelos estatísticos de determinação dos atributos do solo obtidos a partir de dados espectrais extraídos de amostras de solos coletadas na área 1; (2) validação dos modelos estatísticos na área 2 e (3) correlações entre os valores estimados e os valores determinados (método convencional) para cada atributo do solo. Na sequência estas fases são melhores descritas.

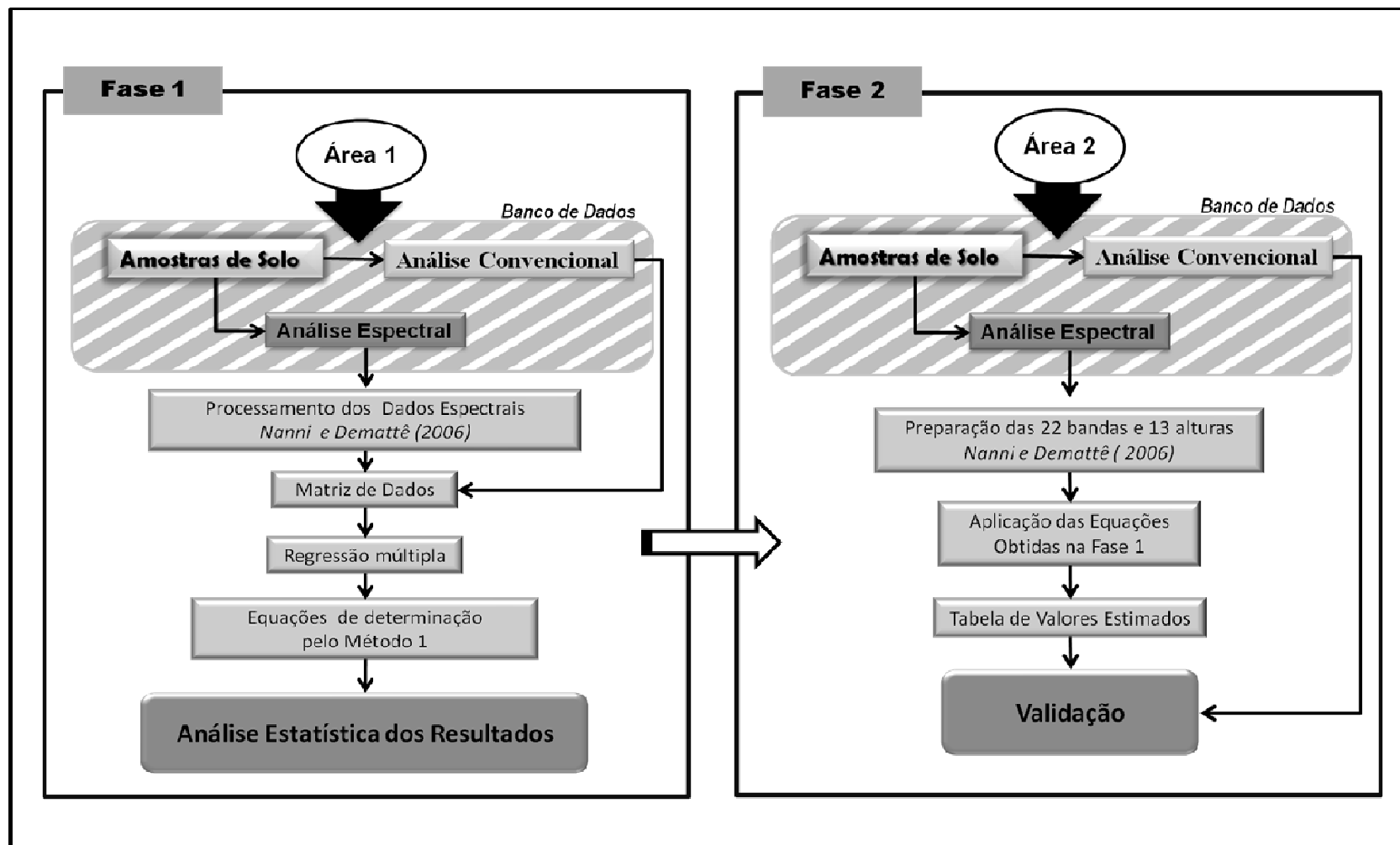


Figura 2 – Fluxograma de trabalho das fases 1 e 2

### 3.2.2.1 Fase 1 - Obtenção do banco de dados para o desenvolvimento da fase 1

A fase 1 foi toda desenvolvida com base em dados coletados na área 1. As informações sobre os procedimentos metodológicos de observações de campo, amostragem e análise convencional das amostras de solo foram extraídos de Sousa Junior (2005). Os dados espectrais foram obtidos no presente trabalho.

Foram alocados 319 locais para observação no campo pelo método da transeção (topossequência) com trado nas profundidades 0-20, 40-60 e 80-100 cm, designadas Camadas A, B e C, respectivamente.

As amostras foram analisadas fisicamente para determinar os teores de areia (grossa e fina), silte e argila (CAMARGO; KLANT; KAUFFMAN, 1987), e quimicamente para determinar pH ( $\text{CaCl}_2$ ,  $\text{H}_2\text{O}$  e  $\text{KCl}$ ), teor de matéria orgânica, fósforo, potássio, magnésio, cálcio, alumínio e hidrogênio mais alumínio, segundo metodologia descrita por 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%). O ferro total ( $\text{Fe}_2\text{O}_3$ ), a sílica ( $\text{SiO}_2$ ) e o titânio ( $\text{TiO}_2$ ) foram determinados pelo ataque sulfúrico (CAMARGO et al., 1986).

Para obtenção dos dados espectrais de laboratório foi utilizado o sensor hiperespectral FieldSpec Spectroradiometer (HATCHELL, 1999), que recobre a faixa espectral entre 450 e 2.500 nm, com resolução espectral de 1 nm. As amostras de solo após serem secas (45 °C por 24 h), moídas e peneiradas (2 mm, para não haver variação de superfície), foram alocadas em placas de Petri de 9 cm de diâmetro e levadas ao laboratório espectral para obtenção das respectivas informações espectrais. A calibração da refletância foi realizada com placa branca de  $\text{BaSO}_4$ . Na geometria utilizada, a amostra foi posicionada a 11 cm do alvo-sensor e a 60 cm da fonte de iluminação (lâmpada halógena de 650 W), tendo esta uma inclinação de 15°. Posteriormente os dados espectrais foram processados no software AutoSignal v1.7, com intuito de realizar a suavização das curvas. Para tanto foi utilizado o método Savitzky-Golay (SAVITZKY; GOLAY, 1964) com polinômio de 2ª ordem e janela de nove pontos.

#### 3.2.2.1.1 Análises estatísticas dos dados espectrais

As análises estatísticas foram aplicadas às informações espectrais extraídas das amostras de solos, obtidas pelo método convencional em campo, para as três diferentes profundidades supracitadas. Os dados espectrais foram preparados segundo a metodologia proposta por Nanni e Demattê (2006). Assim, ao invés de serem utilizadas as 2.150 bandas obtidas com o sensor FieldSpec em laboratório, trabalhou-se com 22 faixas espectrais. Medidas em nanômetros, as 22 bandas selecionadas estão dispostas na Tabela 1.

Tabela 1 - Intervalos de comprimentos de onda utilizados para estabelecimento de 22 bandas espectrais para o tratamento estatístico segundo Nanni e Demattê (2006)

Faixa nº	Intervalo do espectro ótico (nm)	Comprimento de onda médio (nm)
1	401-481	441,17
2	481	481
3	481-596	538,94
4	596-710	653,37
5	710-814	762,16
6	814-975	895,10
7	975-1350	1133,12
8	1350-1417	1383,59
9	1417	1417
10	1417-1449	1443
11	1449-1793	1621,27
12	1793-1831	1812
13	1865-1927	1896,14
14	1927	1927
15	1927-2102	2014,13
16	2101-2139	2119,77
17	2139-2206	2172,40
18	2206	2206
19	2206-2258	2231,83
20	2258	2258
21	2258-2389	2323,58
22	2389-2498	2443,76

A Tabela 2 traz as 13 alturas correspondentes às 22 faixas selecionadas, segundo o método aplicado.

Essa seleção baseia-se em observações empíricas e em informações compiladas da literatura.

Seguindo aplicação do método, foi gerada uma matriz para correlacionar as 22 bandas e as 13 alturas com os valores reais dos atributos do solo, de onde foram geradas, estatisticamente, equações de regressão múltipla que consideraram como variáveis dependentes os atributos do solo determinados em laboratório convencional e como variáveis independentes os dados espectrais. As equações estimaram os atributos do solo. Os atributos físicos e químicos do solo, tomados na matriz de correlação, foram areia, argila, pH em H<sub>2</sub>O, pH em KCl, MO, P, K, C, Mg, H+Al, Al, SB, CTC, M%, V%, Fe<sub>2</sub>O<sub>3</sub>, SiO<sub>2</sub>, Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub> ki, totalizando 19 variáveis dependentes. Todos estes atributos foram submetidos à análise de assimetria e curtose e, quando necessário, foram normalizados.

Tabela 2 - Treze alturas referentes ao fator de reflectância selecionados para a análise estatística segundo Nanni e Demattê (2006)

Altura (h)	Intervalo do espectro ótico (nm)
1	469-532
2	532-768
3	768-876
4	876-1353
5	1353-1411
6	1411-1439
7	1439-1783
8	1860-1923
9	1923-2120
10	2120-2206
11	2206-2258
12	2258-2389
13	2389-2498

O software Statistical Package for the Social Sciences 11.0 (SPSS Inc., 2001) foi empregado no processamento das análises de regressão linear múltipla. Stepwise foi o método escolhido para derivação das equações de estimativa dos atributos do solo a partir de dados espectrais, pois proporciona ao usuário estabelecer modelos de regressão mais confiáveis (GLANTZ; SLINKER, 1990). O método Stepwise é um procedimento de entrada gradativa e seqüencial de variáveis independentes, uma de cada vez em uma equação de regressão, de forma que isto melhora sua capacidade de estimativa. É particularmente útil em situações em que se tem um grande conjunto de dados no qual existam muitas variáveis independentes. Ele rastreia e



identifica, neste grande conjunto de dados, um pequeno subconjunto de variáveis que se correlacionam e determinam o valor de uma das variáveis dependentes.

Além do coeficiente de determinação  $R^2$ , outros parâmetros estatísticos, tais como RMSE (Root Mean Square Error) e em (erro percentual médio) também foram utilizados para indicar a eficácia dos modelos na estimativa dos atributos do solo. O RMSE, também definido como a raiz quadrada do desvio médio – RMSD (Root Mean Square Deviation) - (GLANTZ; SLINKER, 1990), forneceu uma idéia dos desvios em relação à linha 1:1 (PROBERT et al., 1998; KOBAYASHI; SALAM, 2000; BROWN et al., 2006; WOLSCHICK et al., 2007) e o erro percentual médio (em) informou, em média, quanto o valor observado se afasta do valor estimado em percentagem. Essas duas estatísticas foram calculadas, respectivamente, pelas fórmulas:

$$RMSD = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$$

$$e_m = \left(\frac{1}{n}\right) \left[ \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - x_i|}{y_i} \right] * 100$$

Onde:

RMSD é a raiz quadrada do desvio médio em relação à linha 1:1

em é o erro médio percentual

n é o número de observações;

$x_i$  é o valor estimado da variável de interesse na n-ésima observação

$y_i$  é o valor observado da variável de interesse na n-ésima observação.

### 3.2.2.2 Fase 2 - Obtenção do banco de dados para o desenvolvimento da fase 2

A fase 2 foi desenvolvida aplicando-se as equações obtidas na fase 1 na base de dados obtida para a área 2. Nesta, foram alocados pontos de observação no campo pelo método da transecção (topossequência) e coletadas 225 amostras tradadas nas profundidades 0-20, 40-60 e 80-100 cm, designadas Camadas A, B e C, respectivamente.

Semelhantemente à fase 1, os dados foram submetidos as mesmas análises físicas e químicas em laboratório e então utilizadas na obtenção dos respectivos dados espectrais que, posteriormente, foram processados para conclusão da matriz de dados.

#### **3.2.2.2.1 Aplicação das equações obtidas na fase 1 e validação dos dados**

Uma vez organizada a matriz de dados da área 2, ela foi aplicada às equações obtidas com os dados da área 1, respectivamente para cada atributo físico, químico e mineralógico estudado. Deste procedimento foi gerada uma tabela com os resultados analíticos de cada uma das 225 amostras de solo semelhantemente a uma análise de rotina convencional, porém obtida de dados espectrais.

Os dados observados (resultados analíticos espectrais) foram correlacionados com os dados reais (resultados analíticos convencionais) e plotados em gráficos de dispersão. Associados a estes gráficos foram analisados os coeficientes  $R^2$ , RMSD e  $e_m$ , o que possibilitou averiguar a confiabilidade dos resultados.

### **3.3 Resultados e Discussões**

#### **3.3.1 Análise descritiva das variáveis dependentes utilizadas na geração das equações de regressão múltiplas**

Foram criadas 19 equações uma para cada atributo do solo. A Tabela 3 apresenta a análise descritiva dos dados utilizados como base para geração destas equações. É importante salientar que, com exceção dos atributos obtidos por ataque sulfúrico, não houve diferenciação entre a camada superficial e as camadas subsuperficiais, ou seja, as 871 amostras envolvem solos coletados em três diferentes profundidades.

Observou-se que tanto os teores de argila quanto os de areia tiveram uma ampla variação de ocorrência, englobando desde a classe de textura arenosa até a muito argilosa (EMBRAPA, 2006). Estes resultados concordam com Sousa Junior (2005), cujas observações indicaram alta variabilidade nesta região. Outro dado que reforça esta afirmação é o coeficiente de variação

(CV), que apresentou altos valores principalmente para P, K, m e Al, nos quais o CV foi superior a 100. Para o pH, embora tenham sido os mais baixos, os valores de CV referiram-se a um atributo em que a amplitude de variação foi pequena.

Quanto aos coeficientes de assimetria e curtose, notou-se que, com exceção dos atributos P, K, Ca, Mg, SB e CTC, todos os demais apresentaram-se próximos de zero, caracterizando uma distribuição simétrica. As exceções foram submetidas a processos de normalização (Tabela 3), o que lhes conferiu condições de serem utilizadas na análise por regressão linear. Além destes últimos, os atributos  $\text{Fe}_2\text{O}_3$ ,  $\text{Al}_2\text{O}_3$ ,  $\text{SiO}_2$  também foram transformados linearizados, uma vez que melhores resultados estatísticos foram constatados para as equações destes atributos quando da utilização dos dados transformados.

Tabela 3 - Análise descritiva da base de dados (três profundidades) dos atributos do solo antes e depois das normalizações

Atributos	Unidade	Estatísticas dos dados puros							
		n <sup>(1)</sup>	Mínimo	Máximo	Média	DP <sup>(2)</sup>	CV <sup>(3)</sup>	Curtose	Assimetria
Areia	g Kg <sup>-1</sup>	871	60,00	914,00	637,64	197,80	31,02	-0,03	-0,87
Argila	g Kg <sup>-1</sup>	871	72,00	745,00	279,56	127,14	45,48	-0,44	0,49
pH H <sub>2</sub> O	-	871	3,90	6,90	5,32	0,50	9,42	-0,43	0,26
pH KCl	-	871	3,60	6,20	4,64	0,53	11,45	-0,47	0,65
MO	g Kg <sup>-1</sup>	871	2,00	33,00	10,55	5,06	47,93	1,67	1,10
P	mmol <sub>c</sub> kg <sup>-1</sup>	871	1,00	144,00	6,06	11,78	194,50	49,39	6,18
K	mmol <sub>c</sub> kg <sup>-1</sup>	871	0,10	10,60	0,75	1,05	140,60	20,76	3,76
Ca	mmol <sub>c</sub> kg <sup>-1</sup>	871	2,00	67,00	13,24	10,12	76,46	4,24	1,88
Mg	mmol <sub>c</sub> kg <sup>-1</sup>	871	1,00	29,00	3,89	3,39	87,11	10,81	2,69
H + Al	mmol <sub>c</sub> kg <sup>-1</sup>	871	10,00	98,00	26,61	9,75	36,64	1,61	0,81
Al	mmol <sub>c</sub> kg <sup>-1</sup>	871	0,00	11,00	1,95	1,96	100,47	0,46	1,00
SB	mmol <sub>c</sub> kg <sup>-1</sup>	871	3,00	94,00	17,89	13,31	74,39	4,67	1,39
CTC	mmol <sub>c</sub> kg <sup>-1</sup>	871	17,00	120,00	44,50	16,41	36,87	2,45	1,34
V	%	871	8,00	82,00	37,66	16,31	43,31	-0,67	0,46
M	%	871	0,00	63,00	15,07	16,22	107,58	-0,24	0,94
Fe <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	mmol <sub>c</sub> kg <sup>-1</sup>	64	27,20	303,20	103,68	70,22	67,73	0,72	1,30
Al <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	mmol <sub>c</sub> kg <sup>-1</sup>	64	26,00	219,00	122,14	43,35	35,49	-0,58	0,07
SiO <sub>2</sub>	mmol <sub>c</sub> kg <sup>-1</sup>	64	25,00	182,00	84,45	29,02	34,36	1,08	0,81
Ki	-	64	0,57	1,73	1,22	0,26	21,59	-0,46	-0,15
Estatísticas dos dados normalizados									
Atributos	Normalização	n	Mínimo	Máximo	Média	DP	CV	Curtos	Assimetria
P <sup>(1)</sup>	[P] <sup>-0,1</sup>	871	0,61	1,00	0,89	0,07	8,29	1,14	-0,93
Mg <sup>(1)</sup>	[MG] <sup>-0,1</sup>	871	0,71	1,00	0,90	0,07	7,32	-0,63	-0,07
K <sup>(2)</sup>	log [K]	871	-1,00	1,03	-0,39	0,47	119,65	-0,57	0,32
Ca <sup>(2)</sup>	log [Ca]	871	0,30	1,83	1,02	0,29	28,90	-0,42	0,25
SB <sup>(2)</sup>	log [SB]	871	0,48	1,97	1,15	0,29	25,14	-0,47	0,20
CTC <sup>(2)</sup>	log [CTC]	871	1,23	2,08	1,62	0,15	9,12	-0,13	0,33
Fe <sub>2</sub> O <sub>3</sub> <sup>(2)</sup>	log [Fe <sub>2</sub> O <sub>3</sub> ]	64	1,43	2,48	1,93	0,26	13,54	-0,76	0,57
Al <sub>2</sub> O <sub>3</sub> <sup>(2)</sup>	log [Al <sub>2</sub> O <sub>3</sub> ]	64	1,41	2,34	2,06	0,18	8,66	1,26	-0,6
SiO <sub>2</sub> <sup>(2)</sup>	log [SiO <sub>2</sub> ]	64	1,40	2,26	1,90	0,15	8,01	0,94	-0,25
		<sup>(1)</sup> número de amostras;	<sup>(2)</sup> Desvio	Padrão;	<sup>(3)</sup> Coefficiente	de	Varição.		

### 3.3.2 Determinação de atributos por espectrorradiometria

As equações referentes aos atributos Argila, Areia e Magnésio foram as que apresentaram maior número de variáveis - 10, 09 e 09 respectivamente (Tabela 4). A menor equação é a referente ao atributo k, com duas variáveis. Todas as outras 19 equações apresentaram em suas composições pelo menos uma variável de altura, sendo que em alguns casos, tais como Ca, P, V%, só apareceram variáveis de altura. Notou-se que a estatística propiciou a escolha das bandas e alturas mais representativas para cada atributo, concordando com estudos de Huete e Escadafal (1991), Demattê e Garcia (1999), Nanni e Demattê (2006) e Fiorio (2002). Entretanto, nestes estudos estes autores encontraram um conjunto de variáveis diferentes para determinação dos respectivos atributos do solo, com variações também na quantidade de variáveis, o que mostra que as variáveis podem mudar de acordo com o conjunto dados e com a região de estudo.

Em relação aos valores de  $R^2$ , os atributos  $Fe_2O_3$ ,  $Al_2O_3$ , Argila, Areia, ki e  $SiO_2$  apresentaram índices superiores a 0,59. Em estudos similares para atributos obtidos por ataque sulfúrico, Demattê e Garcia (1999) obtiveram  $R^2$  para o  $Fe_2O_3$  de 0,64, enquanto Nanni e Demattê (2001) obtiveram  $R^2$  de 0,95, para o mesmo atributo, e de 0,93 para  $SiO_2$ . Embora os valores determinados neste trabalho para  $Al_2O_3$ ,  $Fe_2O_3$  e  $SiO_2$  sejam menos expressivos que os obtidos por estes últimos autores, ainda assim são considerados satisfatórios por estarem dentro do intervalo de 0,6 a 0,9, o qual compreende os limites para valores destes atributos em linhas de pesquisa desta área, corroborando relatos de Ben-Dor e Banin (1995a). Além disso, os valores da raiz quadrada do desvio médio (RMSD) e do em demonstraram boa associação entre os dados estimados e os dados reais utilizados na geração das equações. Ainda observando-se os atributos oriundos do ataque sulfúrico, observou-se que o índice ki também apresentou coeficiente de determinação satisfatório (0,61), além de baixos valores de RMSD e do em, demonstrando que, em média, o valor observado se afastou pouco dos valores estimados, indicando uma boa relação entre o índice de intemperismo do solo e a reflectância espectral. Fiorio (2002) obteve equação para ki com  $R^2$  de 0,42 considerando o uso da equação pouco confiável. Entretanto, Demattê e Garcia (1999), trabalhando com solos de basalto, observaram  $R^2$  de 0,69 para este atributo.

Ao analisar os atributos argila e areia, verificou-se que estes apresentaram  $R^2$  acima de 0,7 o que, segundo Coleman et al., (1991), é considerado um valor satisfatório. Esta estreita relação entre os atributos físicos do solo e a refletância espectral tem sido observada por vários autores

(CHANG et al., 2001; SHEPHERD; WALSH, 2001; SOUSA JUNIOR, 2005; NANNI; DEMATTÊ, 2006), comprovando que a estimativa destes atributos pelo sensoriamento remoto é eficiente.

Para os demais atributos químicos estudados, notou-se que os valores de  $R^2$  foram sempre inferiores a 0,5, sendo que o K apresentou os piores resultados, com em de 100,63, ou seja, um erro médio de mais de 100%. Estes resultados são bem similares aos que Sousa Junior (2005) determinou para a mesma região de estudo.

As variações de  $R^2$  nos diversos estudos de uso da reflectância espectral para determinação de atributos do solo são devidas, segundo Fiorio (2002), a uma série de fatores, entre eles a variabilidade dos solos observados, a representatividade das amostras, o número e a especificidade das bandas selecionadas, a geometria de aquisição e o equipamento utilizado. No caso da M.O., Ben-Dor e Banin (1995b) comentam que o estágio de degradação (tipo de matéria orgânica) deve ser levado em conta na hora da predição deste atributo, justificando assim um  $R^2$  de 0,5 obtido em seus estudos.

Tabela 4 - Equações de regressão múltiplas elaboradas a partir da reflectância do solo obtidas em nível terrestre (Continua...)

Atributos	Equações Múltiplas <sup>(1)</sup>	R <sup>2</sup>	RMSD <sup>(2)</sup>	Em <sup>(3)</sup>
Areia (g kg <sup>-1</sup> )	Areia = 492,670 + 9238,361*B1 - 17757,3*B7 + 13103,650*B8 - 16954,5*B13 + 9377,436*B16 + 9137,825*B19 + 35906,619*H5 - 9926,709*H8 - 2483,122*H12	0,71	106,31	21,36
Argila (g kg <sup>-1</sup> )	ARGILA = 344,485 + 21560,041*H2 + 1973,068*B7 - 3895,359*B21 - 10231,5*H5 - 30019,3*B3 + 21789,511*B5 + 6386,753*B4 + 2877,608*H8 + 6253,900*B13 - 4353,122*B16	0,75	63,8	20,65
pH H <sub>2</sub> O	pH H <sub>2</sub> O = 5,548 + 47,487*H8 - 105,410*H5 + 31,770*H7 + 15,732*H10	0,19	0,45	6,88
pH KCl	PH KCL = 4,984 + 18,388*H10 + 48,163*H8 + 15,798*H9 - 111,463*H5 + 23,865*H7 + 12,211*H3 - 3,828*H4	0,24	0,46	7,99
MO <sup>(4)</sup> (g kg <sup>-1</sup> )	M.O. = 24,887 - 160,911*H4 - 91,569*B21 - 185,125*H3 - 282,773*H5	0,32	4,16	37,88
P (mg kg <sup>-1</sup> )	P = (0,84 + 2,016*H3 + 7,911**H5 - 1,408*H8 - 0,839*H11 + 0,994*H4 + 0,196*H12) <sup>-10</sup>	0,31	11,29	57,54
K (mmol <sub>c</sub> kg <sup>-1</sup> )	K = 10 <sup>(-0,225 + 11,788*H11 - 15,520*H3)</sup>	0,1	1,08	106,42
Ca (mmol <sub>c</sub> kg <sup>-1</sup> )	CA = 10 <sup>(1,311 + 4,059*H10 + 40,654*H8 + 9,541*H9 - 56,672*H5 + 17,047*H7)</sup>	0,42	8,21	47,03
Mg (mmol <sub>c</sub> kg <sup>-1</sup> )	Mg = (0,810 + 4,797*H6 - 5,059*H8 + 2,575*B6 - 1,023*H12 - 2,594*B7 - 2,695*H7 + 8,576H5 + 0,751*B22 + 2,761*H1) <sup>-10</sup>	0,41	0,15	9,04
H+Al <sup>(5)</sup> (mmol <sub>c</sub> kg <sup>-1</sup> )	H+AL = (5,797 + 26,891*H11 + 63,635*H5 + 27,232*H1 - 30,428*H3 + 23,031*H9) <sup>2</sup>	0,16	9,03	25,80

Tabela 4 - Equações de regressão múltiplas elaboradas a partir da reflectância do solo obtidas em nível terrestre (Continua...)

Atributos	Equações Múltiplas	R <sup>2</sup>	RMSD	Em
Al (mmol <sub>c</sub> kg <sup>-1</sup> )	AL = 1,738 + 462,350*H5 - 136,687*H8 - 41,460*H3 - 77,124*H10 - 128,800*H7 + 61,322*H1 + 17,605*H4	0,17	1,79	
SB <sup>(6)</sup> (mmol <sub>c</sub> kg <sup>-1</sup> )	SB = 10 <sup>(1,581 + 27,440*H8 - 48,716*H5 + 20,635*H7 - 7,646*H4 - 12,603*H1 - 2,866*B22)</sup>	0,44	10,67	44,57
CTC <sup>(7)</sup> (mmol <sub>c</sub> kg <sup>-1</sup> )	CTC = 10 <sup>(1,181 - 8,391*H6 + 13,141*H8 + 5,667*H9 - 16,127*H5 - 2,748*B4 + 4,860*B7 - 3,017*B19)</sup>	0,46	12,69	20,12
M <sup>(8)</sup> (%)	M = 6,629 + 378,088*H4 - 958,070*H7 - 1274,963*H8 + 3918,480*H5 + 520,241*H1 + 176,662*B22 - 191,126*B4 - 372,065*H10	0,28	13,74	
V <sup>(9)</sup> (%)	V = 46,148 + 465,445*H10 + 1733,207*H8 + 333,806*H12 - 892,560*H6 - 3230,406*H5 + 1174,916*H7	0,29	13,79	38,72
Fe <sub>2</sub> O <sub>3</sub> (g kg <sup>-1</sup> )	Fe <sub>2</sub> O <sub>3</sub> = 10 <sup>(1,242 + 30,182*H7 + 8,823*H11 - 9,005*H9 - 5,283*H4 - 5,957*B2 + 5,860*H3)</sup>	0,82	3,53	24,13
SiO <sub>2</sub> (g kg <sup>-1</sup> )	SiO <sub>2</sub> = 10 <sup>(1,291 - 6,225*B22 + 1,396*B5 - 4,150*H11 - 2,955*H13 + 2,926*B14)</sup>	0,59	2,12	20,07
Al <sub>2</sub> O <sub>3</sub> (g kg <sup>-1</sup> )	Al <sub>2</sub> O <sub>3</sub> = 10 <sup>(1,373 - 5,714*B20 - 2,883*H2 + 6,810*B13 - 4,254*B17)</sup>	0,81	2,21	16,9
Ki	Ki = 1,391 - 15,875*H11 + 10,696*H2 + 15,438*H3 - 25,592*H9 + 26,745*H7 + 2,890*B18	0,61	0,19	13,4

<sup>(1)</sup> Bandas e Alturas selecionadas; <sup>(2)</sup> Raiz quadrada do desvio médio; <sup>(3)</sup> Erro percentual médio; <sup>(4)</sup> Matéria Orgânica; <sup>(5)</sup> Hidrogênio mais alumínio; <sup>(6)</sup> Soma de Bases (Ca + Mg + K); <sup>(7)</sup> Capacidade de Troca Catiônica (SB + H + Al) <sup>(8)</sup> Saturação por bases (SB/CTC \* 100); <sup>(9)</sup> Saturação por Alumínio (Al/Al+SB) \* 100.



### 3.3.3 Validação das equações de regressão múltipla para estimativa de atributos dos solos

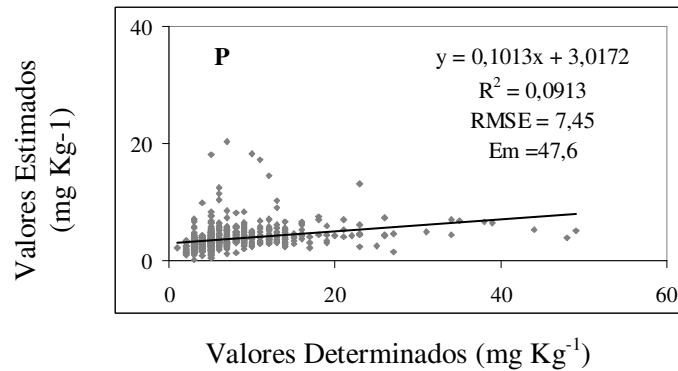
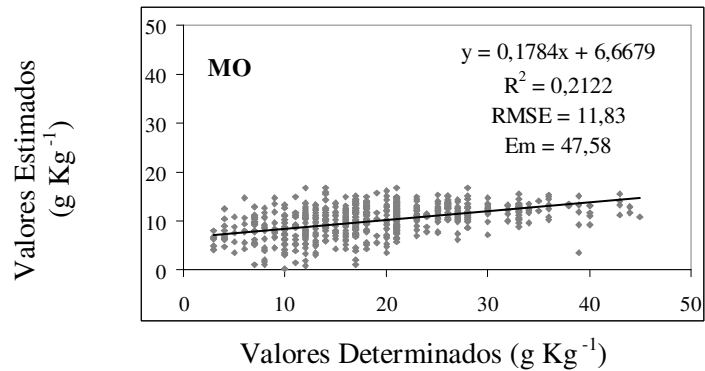
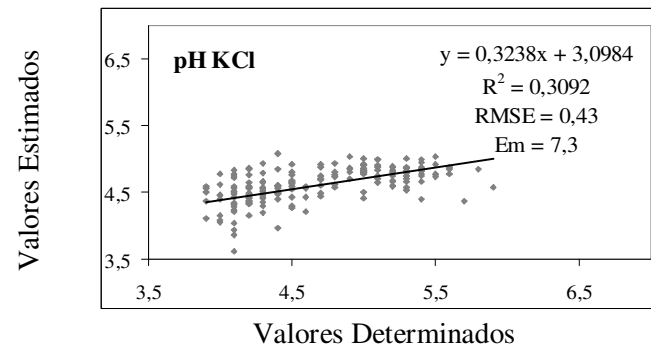
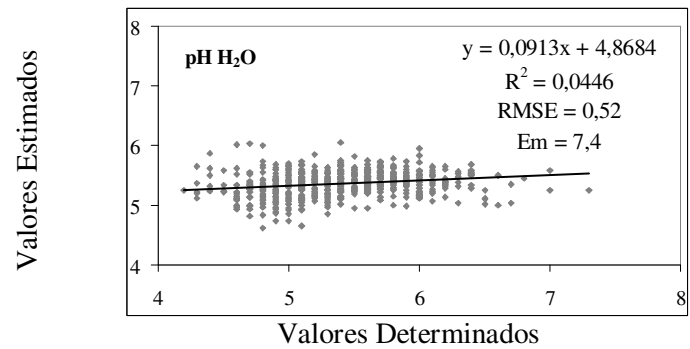
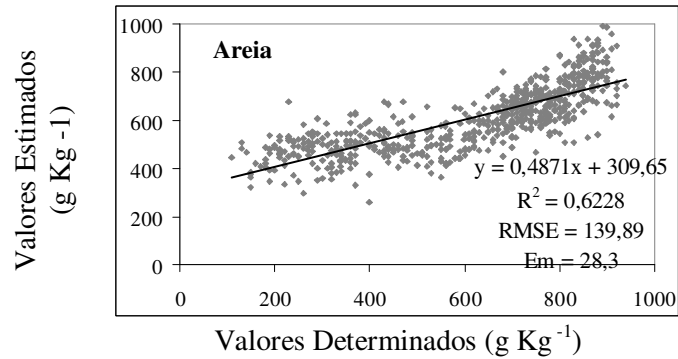
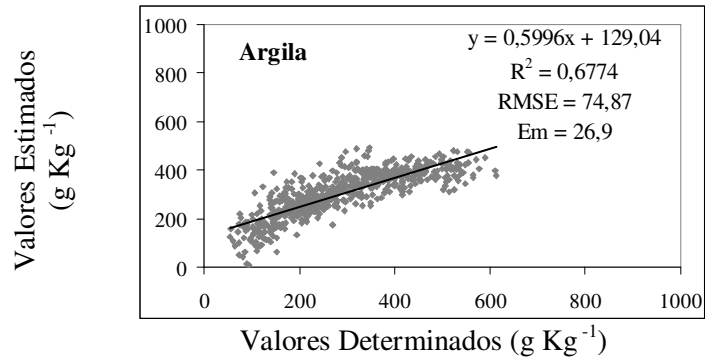
Com o intuito de avaliar a eficácia das equações geradas, estas foram aplicadas à base de dados adquirida para área 2. Os valores obtidos foram designados por 'estimados', sendo comparados com os valores determinados em laboratório convencional, como explicitado no fluxograma (Figura 3).

Os melhores resultados foram encontrados para os atributos físicos com  $R^2$  de 0,67 e 0,61 para a areia e argila, respectivamente e para os atributos determinados por ataque sulfúrico com um  $R^2$  de 0,59, 0,81, 0,57 e 0,59 para o  $Fe_2O_3$ ,  $Al_2O_3$ ,  $SiO_2$  e  $ki$ , respectivamente. No caso dos atributos físicos, estes resultados vêm reforçar diversos trabalhos, dentre eles os de Ben-Dor; Banin (1995a), Chang et al., (2001), Shepherd e Walsh (2002), Islam, Singh e McBratney (2003), Nanni e Demattê (2006), que relataram o potencial desta metodologia na predição destes atributos.

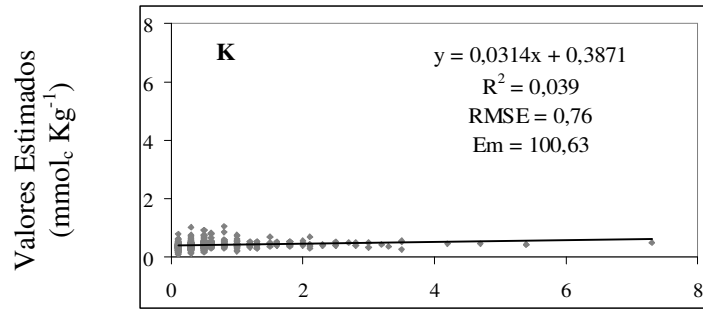
Quanto aos atributos obtidos por ataque sulfúrico, Fiorio (2002) já havia encontrado altos valores de correlação entre estes e os obtidos pelo método espectral, sendo os valores de  $R^2$  da ordem de 0,88 ( $Fe_2O_3$ ), 0,87 ( $Al_2O_3$ ), e 0,72 ( $SiO_2$ ). O mesmo fato ocorreu no trabalho de Nanni e Demattê (2006). Entretanto, nestes trabalhos as equações não foram aplicadas a um banco de dados de uma área diferente daquela que tiveram origem. Embora neste trabalho as duas áreas de trabalho sejam vizinhas, considera-se satisfatório o uso destas equações para estimar os respectivos atributos. Este é um fato muito relevante, uma vez que estes atributos estão estritamente relacionados a determinadas classes de solos (EMBRAPA, 2006) inferindo, principalmente, em sua classificação. No entanto, na maioria dos trabalhos de pedologia as análises referentes ao ataque sulfúrico são determinadas em uma pequena porcentagem do número total de amostras que se tenha obtido. Isto acontece pelo alto custo destas análises e pela morosidade de se obter os resultados. Dessa forma pode-se inferir que, ao se determinar a eficiência destas equações dentro de uma região, cria-se a possibilidade de determinar valores quantitativos de  $Fe_2O_3$ ,  $Al_2O_3$ ,  $SiO_2$ ,  $ki$ , entre outros, para todos os pontos os quais sejam amostrados nesta região, associando-se a isto o baixo custo das análises e a rapidez de obtenção dos resultados.

Os demais elementos químicos (pH em KCl, MO, Al, SB, CTC, m% e V%) apresentaram baixos valores de  $R^2$ . A variação ficou entre 0,12 e 0,3. Um outro conjunto de elementos (pH em

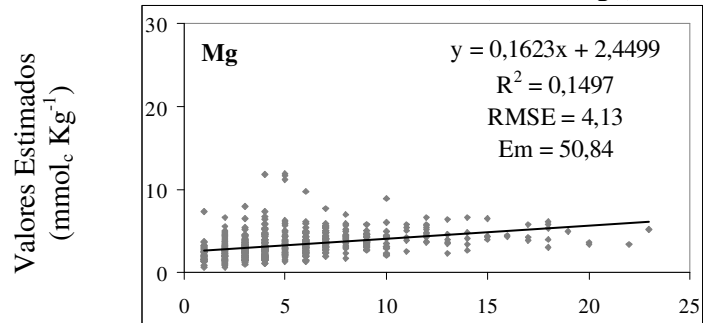
H<sub>2</sub>O, P, K, Ca, Mg, H+Al) caracterizou-se por valores de R<sup>2</sup> ainda mais baixos, variando de 0,02 a 0,09. Frente a isso, ambos os conjuntos de elementos foram descartados por não apresentarem correlações satisfatórias. Estes resultados são contrários aos verificados por Dunn et al., (2002), que obtiveram R<sup>2</sup> de 0,72 para o K em solos da região do Sul da Austrália. Resultados tão satisfatórios quanto estes, mas em locais diferentes, foram encontrados por Chang et al., (2001). Os autores determinaram para CTC (0,81), Ca (0,75), K (0,55) e Mg (0,68). Shepherd e Walsh (2002) chegaram a 0,88 para CTC, 0,88 para Ca e 0,81 para Mg, bem como Islam, Singh e McBratney (2003), que chegaram a CTC (0,64), Ca (0,67), Mg (0,63). Entretanto, estes resultados estão relacionados a valores de R<sup>2</sup> obtidos através da relação entre dados observados e dados determinados, mas que foram utilizados para geração das equações. Nesta fase do presente trabalho, como já mencionado, os valores de R<sup>2</sup> foram obtidos, também pela relação entre os dados observados e determinados, mas sem nenhuma dependência entre estes dois conjuntos de dados. Desse modo, o fato dos valores de R<sup>2</sup> apresentarem-se baixos em determinados casos é consequência das equações geradas, as quais não foram satisfatórias.



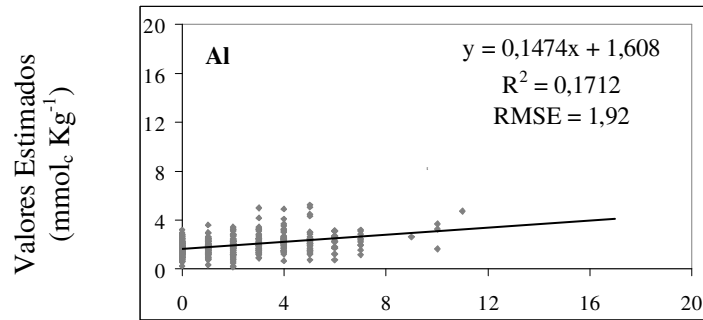
Continua...



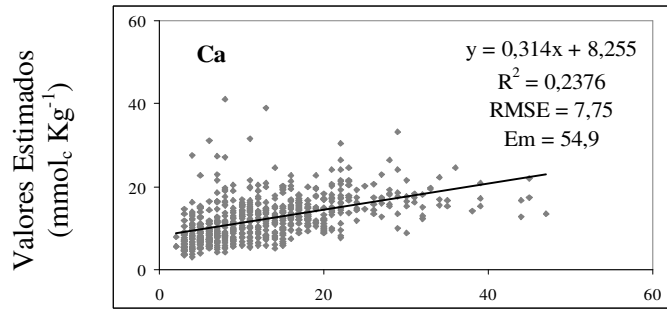
Valores Determinados ( $\text{mmol}_c \text{Kg}^{-1}$ )



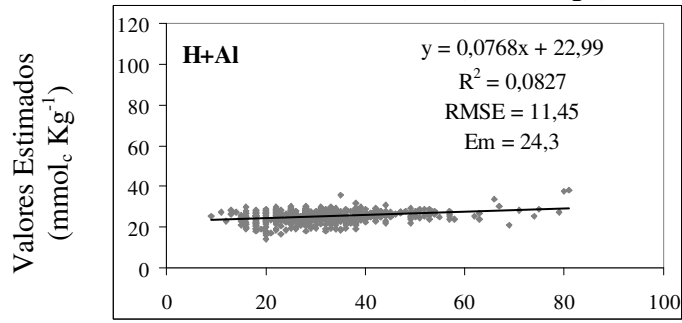
Valores Determinados ( $\text{mmol}_c \text{Kg}^{-1}$ )



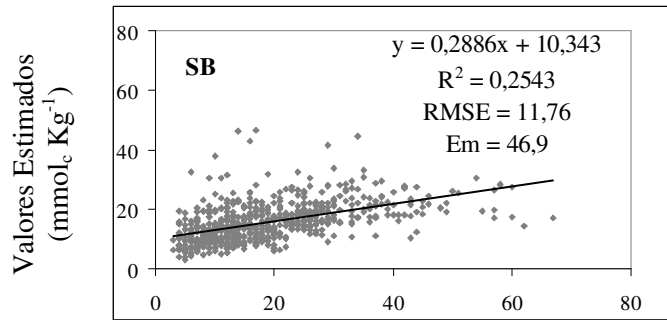
Valores Determinados ( $\text{mmol}_c \text{Kg}^{-1}$ )



Valores Determinados ( $\text{mmol}_c \text{Kg}^{-1}$ )

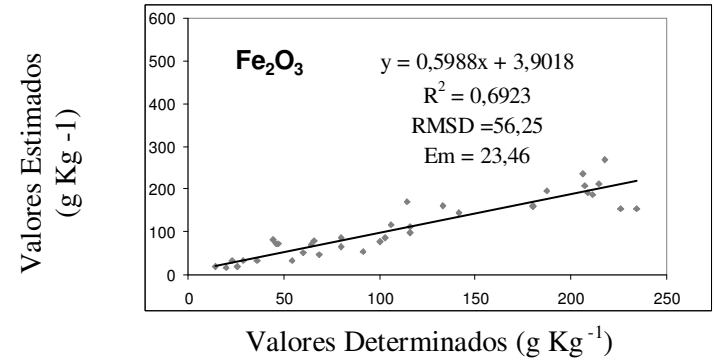
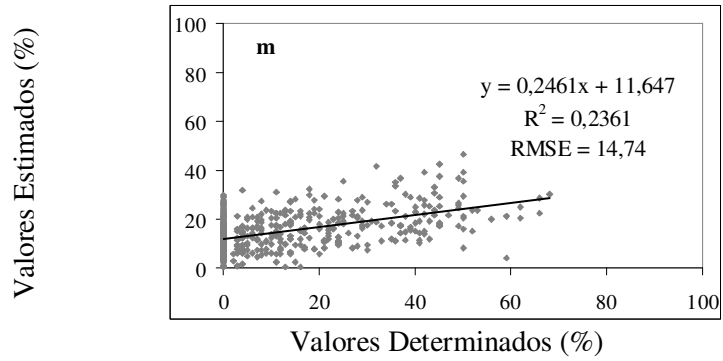
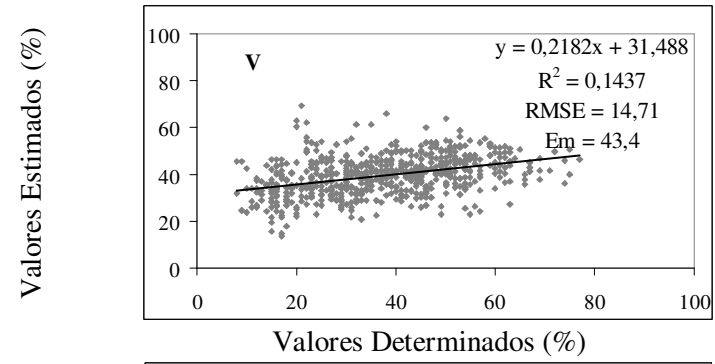
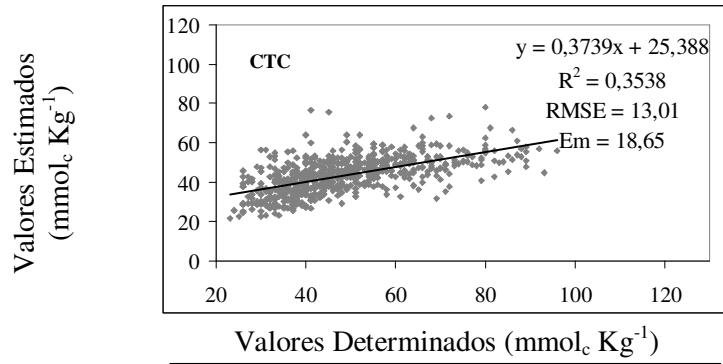


Valores Determinados ( $\text{mmol}_c \text{Kg}^{-1}$ )



Valores Determinados ( $\text{mmol}_c \text{Kg}^{-1}$ )

Continua...



Continua...

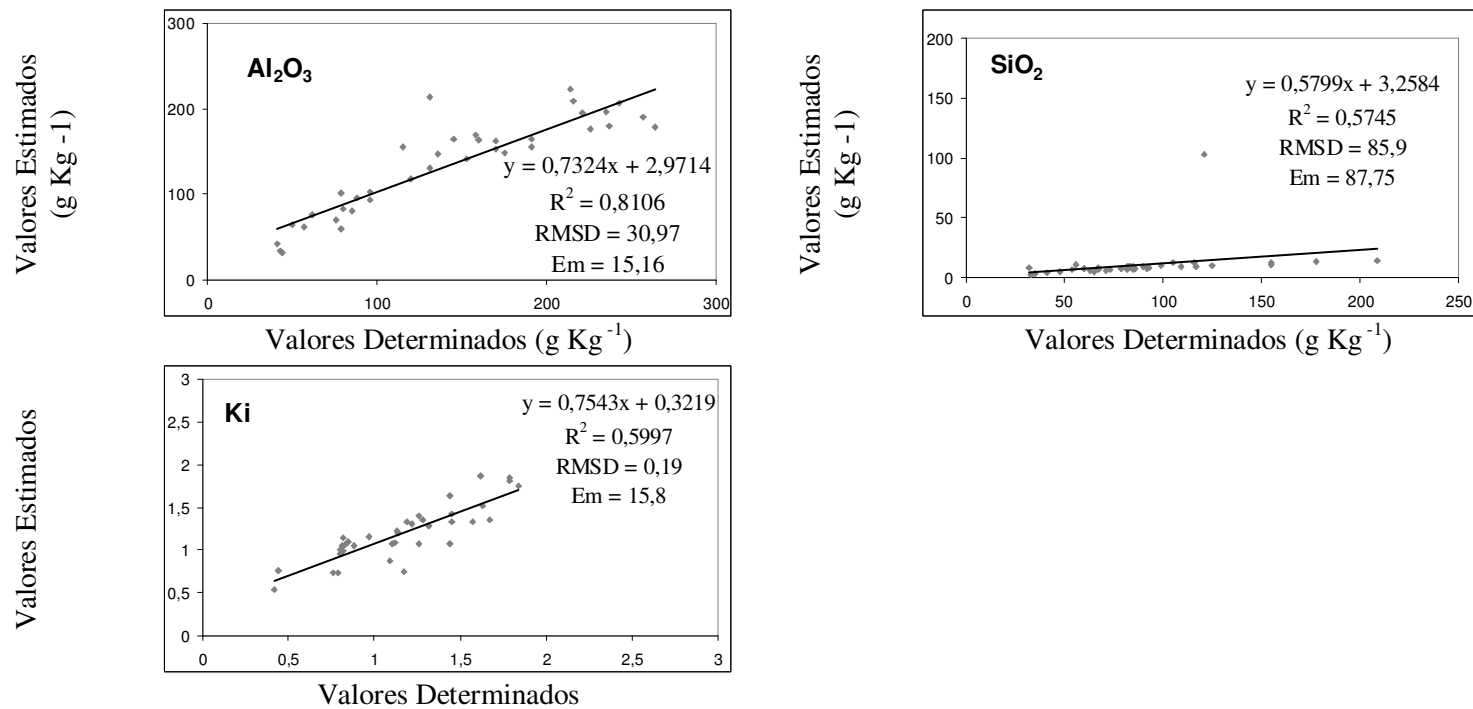


Figura 3 – Comparação entre os valores dos atributos do solo determinados em laboratório convencional (valores determinados) e valores estimados pelas equações de regressão linear a partir de dados de reflectância terrestre

### 3.4 Conclusões

- 1) É possível quantificar os atributos:  $\text{Fe}_2\text{O}_3$ ,  $\text{Al}_2\text{O}_3$ , Argila, Areia,  $\text{ki}$  e  $\text{SiO}_2$  para  $R^2$  de 0,82, 0,81, 0,75, 0,61, 0,59, respectivamente.
- 2) As equações dos atributos  $\text{Fe}_2\text{O}_3$ ,  $\text{Al}_2\text{O}_3$ , Argila, Areia,  $\text{ki}$  e  $\text{SiO}_2$  podem ser aplicadas a uma base de dados diferente daquela que foi utilizada na geração das equações, desde que pertença a mesma região do estudo.
- 3) Não foi possível estimar os elementos : pH em  $\text{H}_2\text{O}$ , pH em KCl, MO, P, K, C, Mg, H+Al, Al, SB, CTC, M% e V%. Considerando que a literatura apresenta resultados adequados para alguns destes elementos, sugere-se novos estudos em solos tropicais.

## Referências

- BAPTISTA, G. M. de M. **Mapeamento e quantificação da relação mineralógica caulinita/(caulinita+gibbsita) de solos tropicais, por meio dos dados do sensor hiperespectral AVIRIS (JPL/NASA)**. 2001. 139p. Tese (Doutorado em Geociências) – Universidade de Brasília, Distrito Federal, 2001.
- BARNES, E.M.; SUDDUTH, K.A.; HUMMEL, J.W.; LESCH, S.M.; CORWIN, D.L.; YANG, C.; DAUGHTRY, C.S.T.; BAUSCH, W.C. Remote and ground-based sensor techniques to map soil properties. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, Bethesda, v. 69, n. 6, p. 619-630, June 2003.
- BEN-GERA, I.; NORRIS, K. Determination of moisture content in soybeans by direct spectrophotometry. **Israeli Journal Agricultural Resources**, Rehovot, v. 18, p124-132, 1968
- BEN-DOR, E. Quantitative remote sensing of soil properties. **Advances in Agronomy**, Amsterdam, v.75, p.173-243, 2002a.
- BEN-DOR, E.; BANIN, A. Near-Infrared analysis as a rapid method to simultaneously evaluate several soil properties. **Soil Science Society of America Journal**, New York, v. 59, p.364-372, 1995a.
- BEN-DOR, E.; BANIN, A. Near-Infrared analysis as a simultaneously method to evaluate spectral featureless constituents in soils. **Soil Science**, Baltimore, v.159, p.259-269. 1995b.
- BEN-DOR, E., PATKIN, K., BANIN, A., KARNIELI, A. Mapping of several soil properties using DAIS-7915 hyperspectral scanner data – A case study over clayey soils in Israel. **International Journal of Remote Sensing**, London, v. 23, n. 6, p1043-1062, Mar. 2002b.
- BILGILI, A. V.; ES, H. M. Van; AKBAS, F.; AKIS, R.; HIVELY, W. D.; DeGLORIA, S. D. Use of hyperspectral vnir spectroscopy and (co)kriging for spatial assessment of soil properties. In: WORLD CONGRESS OF SOIL SCIENCE, 18., 2006, July 9-15, 2006 – Philadelphia. **Proceedings...** Philadelphia, 2006. p.115-128.
- BISTRICHI, C.A.; CARNEIRO, C.D.R.; DANTAS, A.S.L.; PONÇANO, W.L.; CAMPANHA, G.A.C.; NAGATA, N.; ALMEIDA, M.A.; STEIN, D.P.; MELO, M.S.; CREMONINI, O.A. **Mapa geológico do Estado de São Paulo**. São Paulo: IPT - Instituto de Pesquisas Tecnológicas do Estado de São Paulo, 1981. 1 mapa, Escala: 1: 500.000.
- BROWN, D.J.; SHEPHERD, K.D.; WALSH, M.G.; MAYS, M.D.; REINSCH, T.G. Global soil characterization with VNIR diffuse reflectance spectroscopy. **Geoderma**, Amsterdam, v. 132, n. 3/4, p. 273-290, 2006.



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

CAMARGO, M.N.; KLANT, E.; KAUFFMAN, J.H. Classificação de solos usada em levantamentos pedológicos no Brasil. **Boletim Informativo da Sociedade Brasileira de Ciência do Solo**, Campinas, v. 12, n.1, p. 11-13, jan/abr. 1987.

CHANG, C.; LAIRD, D.A.; MAUSBACH, M.J.; HURBURGH JUNIOR, 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.

COLEMAN, T.L.; AGBU, P.A.; MONTGOMERY, O.L.; GAO, T.; PRASAD, S. Spectral band selection for quantifying selected properties in highly weathered soils. **Soil Science**, Baltimore, v. 151, n. 5, p.355-361, May 1991.

DANIEL, K.W., TRIPATHI, N.K., HONDA, K. An Approach for Estimating Soil Organic Matter Content Using Synthetic IRS Satellite Data in Tropical Soils of Lop Buri, Thailand. *Gis Development – The Geospatial Resource Portal*. 2000. Disponível em: <<http://www.gisdevelopment.net/application/agriculture/soil/agrisoi001.htm>>. Acesso em 22 jul. 2006.

DEMATTE, J.A.M.; GARCIA, G.J. Alteration of soil properties through a weathering sequence as evaluated by spectral reflectance. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 63, n. 2, p.327-342, 1999.

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

DUNN, B.W.; BEECHER, H.G.; BATTEN, G.D.; CIAVARELLA, S. The potential of near-infrared reflectance spectroscopy for soil analysis – a case study from the Riverine Plain of south-eastern Australia. **Australian Journal of Experimental Agriculture**, East Melbourne, v. 42, p. 607-614, 2002.

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

FIORIO, P.R. **Dados rediométricos obtidos nos níveis terrestre e orbital na avaliação de solos**. 2002. 198p. Tese (Doutorado em Solos e Nutrição de Plantas) - Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2002.

GLANTZ, S.A., SLINKER, B.K. **Primer of applied regression and analysis of variance**. New York: MacGraw-Hill Book, 1990. 320p.

HATCHELL, D.C. (Ed.). **Analytical spectral devices**. 3<sup>rd</sup> e . Boulder: Analytical Spectral Devices, 1999. 140p.

HENDERSON, T.L.; BAUNGARDNER, M.F.; FRANSMEIER, D. High dimensional reflectance analysis of soils organic matter. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 56, p.865-72, 1992.

HUETE, A. R.; ESCADAFAL, R. Assessment of biophysical soil properties through spectral decomposition techniques. **Remote Sensing of Environmental**, New York, v. 35, p. 149-159, 1991.

INSTITUTO DE CIÊNCIAS MATEMÁTICAS E DE COMPUTAÇÃO. Disponível em: <<http://www.icmc.usp.br/ambiente/saocarlos/geral.html>>. Acesso em 08 nov. 2007.

ISLAM, K.; SINGH, B. McBRATNEY, A.B. Simultaneous estimation of several soil properties by ultra-violet, visible, and near-infrared reflectance spectroscopy. **Australian Journal of Soil Research**, Melbourne, v. 41, n. 6, p. 1101-1114, 2003.

KOBAYASHI, K.; SALAM, M.U. Comparing simulated and measured values using mean squared deviation and its components. **Agronomy Journal**, Madison, v. 92, n. 2, p. 345-352, Mar./Out. 2000.

KONEN, M.E., BURRAS, C.L., SANDOR, J.A. organic carbon, texture, and quantitative color measurement relationships for cultivated soils in north central Iowa. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 67, p.1823-1830, 2003.

LAGACHERIE, P., BARET, F., FERET, J. –B., MADEIRA NETTO, J., ROBBEZ-MASSON, J. M. Estimation of soil clay and calcium carbonate using laboratory, field and airborne hyperspectral measurements. **Remote Sensing of Environmental**, New York, v. 112, n. 3, p.825-835, 2008.

LOBEL, D. B.; ASNER, G. P. Moisture effects on soil reflectance. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 66, p.722-727, 2002.

McCARTY, G. W.; REEVES, J. B.; REEVES, V. B.; FOLLET, R. F.; KIMBLE, J. M. Mid-infrared and near-infrared diffuse reflectance spectroscopy for soil carbon measurement. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 66, p.640-646, 2002.

MADEIRA NETTO, J.S.; POUGET, M.; BEDIDI, A. CERVELLE, B. Informações quantitativas sobre a mineralogia dos Latossolos à partir da reflectância espectral no visível e infravermelho próximo e médio (400 à 2500 nm). In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 7., 1993, Curitiba: **Anais...**Curitiba: v. 3, p.249-255, 1993.

MADEIRA NETTO, J. S. Spectral reflectance properties of soils. **Photo Interpretation**, Paris, v. 34, p.59-70, 1996.

MALEKI, M.R.; MOUAZEN, A.M.; RAMON, H.; BAERDEMAEKER, J.D.E. Optimization of soil VIS–NIR sensor-based variable rate application system of soil phosphorus. **Soil & Tillage Research**, Amsterdam, n. 94, p.239-250, 2007.

MALLEY, D.F.; YESMIN, L.; WRAY, D.; EDWARDS, S. Application of near-infrared spectroscopy in analysis of soil mineral nutrients. **Communications in Soil Science and Plant Analysis**, New York, v. 30, n. 7/8, p. 999-1012, 1999.

NANNI, M. R.; DEMATTÊ, J. A. M. Is it possible estimate physical-chemical soil attributes by using laboratory and orbital sensors. In: INTERNATIONAL CONFERENCE OF GEOSPATIAL INFORMATION IN AGRICULTURE AND FORESTRY, 3, 2001, Denver: **Proceedings...** Denver: 2001. 1 CD-ROM.

NANNI, M. R.; DEMATTÊ, J. A. M. Spectral methodology in comparison to traditional soil analysis. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 70, n. 2, p. 393-407, Mar.-Apr. 2006.

NICODEMUS, F. E.; RICHMOND, J. C.; HSIA, J. J.; GINSBERG, I. W.; LIMPERIS, T. **Geometrical considerations and nomenclature for reflectance**. Washington: U. S. Department of Commerce, 1977. 52 p. (NBS Monograph, 160)

NOVAIS, R.F.; SMYTH, T.J. **Fósforo em solo e planta em condições tropicais**. Viçosa: UFV, 1999. 339p.

PROBERT, M. E.; DIMES, J. P.; KEATING, B. A.; DALAL, R. C.; STRONG, W. M. APSIM's water and nitrogen modules and simulation of the dynamics of water and nitrogen in follow systems. **Agricultural Systems**, Gainesville, v. 56, n. 1, p. 1-28. jan. 1998.

RAIJ, B. van, QUAGGIO, J.A. **Métodos de análise de solo para fins de fertilidade**. Campinas: Instituto Agrônômico de Campinas, 1983. 40 p. (IAC. Boletim técnico, 8).

RAIJ, B. van, ANDRADE, J. C. de, CANTARELLA, H., QUAGGIO, J. A. **Análise química para avaliação da fertilidade de solos tropicais**. Campinas: Instituto Agrônômico de Campinas, 2001. 285 p.

REEVES, J.; McCARTY, G.; MIMMO, T. The potencial of diffuse reflectance spectroscopy for the determination of carbon inventories in soils. **Environmental Pollution**, London, v. 116, S277-S284, 2002.

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.

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, n. 3, p.988-998, 2002.

SHEPHERD, K. D.; PALM, C. A.; GACHENGO, C. N.; VANLAUWE, B. Rapid Characterization of Organic Resource Quality for Soil and Livestock Management in Tropical Agroecosystems Using Near-Infrared Spectroscopy. **American Society of Agronomy**, Madison, v. 95, n. 5, p.1314-1322, 2003.

SOUSA JUNIOR, J.G. de A. **Sensoriamento remoto e sistema de informações geográficas na caracterização de solos e quantificação de seus atributos**. 2005, 141p. Dissertação (Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas) - Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2005.

STEVENS, A.; van WESEMAEL, B.; VANDENSCHRICK, G.; TOURÉ, S.; TYCHON, B. Detection of carbon stock and change in agricultural soils using spectroscopy techniques. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 70, p.844-850, 2006.

THOMASSON, J. A.; SUI, R.; COX, M. S.; AL-RAJEHY, A. Soil reflectance sensing for determining soil properties in precision agriculture. **Transactions of the ASAE**, St. Joseph, v. 44, n. 6, p.1445-1453, 2001.

VISCARRA-ROSSEL, R.A.; MCCRATNEY, A.B. Soil chemical analytical accuracy and costs: implications from precise agriculture. **Australian Journal of Experimental Agriculture**, East Melbourne, v. 38, p.765-775, 1998.

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**, Netherlands, v. 137, p.70-82, 2006a.

VISCARRA-ROSSEL, R.A. et al. Visible, near infrared, mid-infrared or combined diffuse reflectance spectroscopy for simultaneous assessment of various soil properties. **Geoderma**, Netherlands, v. 131, p.59-75, 2006b.

VISCARRA-ROSSEL, R.A. ParLeS: Software for chemometric analysis of spectroscopic data. **Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems**, Texas, v. 90, p.72–83, 2008. (Nota Técnica).

WOLSCHICK, D.; MARTINEZ, M. A.; FONTES, P. C. R.; MATOS, A. T. de. Implementação e teste de um modelo mecanístico de simulação do crescimento e desenvolvimento de plantas de milho. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v. 11, n. 3, p. 271–278, jan. 2007.

WORKMAN, J.J. Junior. Interpretive spectroscopy for near infrared. **Appl. Spec. Rev.**, v. 31, p.251–320, 1996.

#### **4 CLASSIFICAÇÃO TEXTURAL DA SUPERFÍCIE DO SOLO POR IMAGENS DE SATÉLITE EM ÁREAS CULTIVAS COM CANA-DE-AÇÚCAR**

##### **Resumo**

Uma das principais dificuldades nos estudos do solo em nível orbital em área contínua e cultivada, é o fato de as terras apresentarem algum tipo de cobertura na maior parte do ano, seja ela vegetal ou seca, ficando o trabalho restrito a áreas expostas da superfície, geralmente quando é realizado o preparo do solo. Além disso, em casos como o de cultivo da cana-de-açúcar, que a cultura aplicada à área de estudo desta pesquisa, o preparo do solo não é realizado de forma contínua, mas em glebas. Diante disto, o presente estudo tem como objetivo desenvolver uma metodologia para determinação de superfícies de solo exposto em áreas contínuas e cultivadas com cana-de-açúcar por imageamento orbital, além da separação pela análise da classificação supervisionada de grupos texturais da superfície solo e, em seguida, avaliar a classificação textural espacial. Neste sentido foram tomadas cinco imagens do satélite Landsat 5 (sensor TM - Thematic Mapper), datadas de 17/08/2002, 14/8/2004, 17/8/2005, 5/9/2006, 8/9/2007, as quais foram devidamente tratadas. Com o intuito de separar áreas de vegetação daquelas de solo exposto fez-se uso do Modelo Linear de Mistura Espectral (MLME) e do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI). Posteriormente utilizou-se os valores dos teores de argila, em superfície (0-20cm) de 300 amostras de solo, coletadas e analisadas pelo método convencional, como referências para a análise de classificação supervisionada das cinco imagens que, em seguida, foram reunidas em um mosaico obtendo a maior cobertura possível de área abrangida pela classificação supervisionada. Desta forma este método permitiu recobrir, em média, uma área superior a 75% da área total estudada, permitindo um aumento de até 60% no recobrimento de solo exposto quando comparado com o uso de uma única imagem, além do mapeamento da classe textural do solo, principalmente para solos argilosos com uma porcentagem de acerto de 87%.

Palavras-Chave: Imagem de satellite; Classificação supervisionada; Textura do solo

## SOIL SURFACE TEXTURAL CLASSIFICATION BY SATELLITE IMAGES IN SUGAR CANE CULTURE AREAS

### Abstract

One of the main difficulties in studying the soil of an continuous and cultivated area on the orbital level is in the fact the land make some sort of coverage in most of the year. Whether plant or drought, the work is restricted to exposed areas of the surface, which occurs in soil preparation. Moreover, in cases such as the cultivation of sugar cane, which is applied to the cultivation area of this research study, the soil preparation is not done on a continuous basis, but on turf. Facing this, this study aims to develop a methodology for determining areas of exposed soil in areas continued and grown with sugar cane by orbital imaging. Accordingly, the proposed method brings separate groups textural classification supervised by the surface soil, and then evaluate the ranking textural characteristics. Were used taken five scenes of the TM sensor Landsat 5, dated 17/08/2002, 14/8/2004, 17/8/2005, 5/9/2006, 8/9/2007, which were properly handled. In order to separate areas of vegetation in those exposed soil has been using the Model Linear Spectral Mixture (MLME) and the Vegetation Index for Normalized Difference (NDVI). Later it was used the values of the content of clay in surface (0-20 cm) of 300 samples of soil, collected and analyzed by the conventional method, as references for the analysis of supervised classification of the five images, which then were assembled in a mosaic getting the highest possible coverage of area covered by supervised classification. Thus this method allows cover, on average, an area of more than 75% of the total area studied, allowing an increase of up to 60% in the coating of soil exposed when compared with the use of a single image, in addition to mapping the class of textural soil, especially for clay soils with a percentage of accuracy of 87%.

Keywords: Satellite image; Supervised classification; Soil texture

## 4.1 Introdução

Em um país de dimensões continentais como o Brasil, o sensoriamento remoto constitui uma ferramenta indispensável para o conhecimento e o monitoramento dos recursos naturais (LIMA; RIBEIRO; LIMA, 2001). Dentre estes, o solo se destaca por se tratar do substrato onde as plantas se desenvolvem e toda a produção mundial de alimento depende deste recurso. Entretanto, na maioria das vezes seu uso é realizado de maneira irracional, sem o devido conhecimento, caracterização e estudos, ocasionando em sua degradação além de baixa produtividade e safras de alto custo, o que conduz a ciclos de produção insustentável.

Já na década de 70 a Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO) demonstrou sua preocupação com a relação inversa entre as taxas de produção agrícola e de densidade populacional desnutrida, procurando soluções junto aos órgãos afins para a crise anunciada. Em 1986, o influente relatório do Banco Mundial sobre pobreza e fome incidiu sobre a dinâmica temporal da insegurança alimentar (CLAY, 2002). Isto foi complementado pela "teoria da fome" de Sen (1981), que salientou o efeito do direito pessoal sobre o acesso aos alimentos, isto é, produção, trabalho, comércio e transferência baseada em recursos. Desde então a instituição tem adotado uma abordagem de esforços combinados na luta contra a fome, aliando desenvolvimento agrícola sustentável e implementação de programas rurais orientados para melhoria do acesso direto dos mais necessitados aos alimentos (FAO, *Policy Brief*, 2006). Em caráter permanente a FAO alerta para o estabelecimento dos ditos 'sistemas alimentares resistentes', os quais ela define como sistemas bem estruturados quanto à produção agrícola, a implantação de soluções tecnológicas no combate a fome e a diversificação das fontes de processamento de alimentos, de mercados e de consumo.

Na área da pedologia as aplicações de SR começaram nos anos 30 com a utilização de fotografias aéreas como mapas-base. Na década de 60 um novo impulso ocorreu com o desenvolvimento de novas técnicas cartográficas aplicadas à pedologia, permitindo o estudo dos padrões fisiográficos dos solos. Já na década de 70, com o lançamento do primeiro satélite, o ERTS-1 em 1972 (posteriormente renomeado como Landsat - 1), começaram a ser realizados estudos com sucesso em diversas áreas, como em levantamentos geológicos (VINCENT, 1999), no inventário e levantamento do uso da terra visando à discriminação e ao monitoramento de culturas (ZERMIANI et al., 1999), discriminação e mapeamento de solos e quantificação de seus

atributos (WEISMILLER; PERSINGER; MONTGOMERY, 1977; FIORIO, 2002; GALVÃO; PIZZARRO; EPHIPHANIO, 2001; DEMATTÊ et al., 2005).

Segundo HILWIG, GOOSEN e KATSIERIS (1974), as imagens de satélite são influenciadas pelas condições da superfície da terra e secundariamente por fatores tais como absorção atmosférica e irregularidades do sistema. As condições de superfície terrestre incluem, entre outros, a cobertura vegetal (tipo e quantidade), a umidade da superfície, textura superficial do solo, cor da superfície do solo, erosão, afloramentos rochosos, tamanho e forma das rampas.

No entanto, Guimarães, Tomazoni e Mangrich (2006) observaram o comportamento espectral de amostras de um latossolo vermelho distroférrico com diferentes coberturas vegetais (mata nativa, mata de pinus taeda, pastagem e vegetação recente) e determinaram alterações na intensidade da reflectância. Desta forma, tanto Myers (1975) como Genú (2006) comentam que o fundamento para a interpretação pedológica dessas imagens orbitais é o entendimento e observação dos trabalhos realizados em campo e laboratório além do conhecimento do pesquisador.

Agbu, Fehrenbacher e Jansen (1990) argumentaram que o fato de estudos com resultados positivos estarem sendo constantemente atualizados e desenvolvidos justifica a incorporação de imagens de satélite dentro de um programa de mapeamento de solos para delineamento de seus limites. Embora o perfil do solo não possa ser avaliado através de dados remotamente sensoriados, as características fisionômicas da terra, indicativas das condições de superfície e subsuperfície, podem ser (FIORIO, 2002), semelhante ao que é realizado com sucesso em fotografias aéreas.

Ainda assim, uma das principais dificuldades nos estudos do solo em nível orbital em área contínua e cultivada, é o fato de as terras apresentarem algum tipo de cobertura na maior parte do ano, seja ela vegetal ou seca, ficando o trabalho restrito a áreas expostas da superfície, geralmente quando é realizado o preparo do solo. Além disso, em casos como o de cultivo da cana-de-açúcar, que é a cultura aplicada à área de estudo desta pesquisa, o preparo do solo não é realizado de forma contínua, mas em glebas.

Áreas cultivadas com cana têm aumentado significativamente em todo o território brasileiro desde meados da década de 80. Segundo o IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, em 1990, a área cultivada de cana-de-açúcar correspondia a 4.273 milhões de ha. No ano 2000, elevou-se para 4.805 milhões de ha, crescendo o equivalente a 1,2 pontos percentuais.



Em 2007 esta área atingiu os 7 milhões de ha. Dados do IBGE sobre a disponibilidade e ocupação de terras agricultáveis com cana-de-açúcar mostram que existe área disponível para aumentar 30 vezes a área atual plantada com cana-de-açúcar sem prejuízos ambientais.

O processo de tomada de decisão no planejamento da produção da cana foi beneficiado pela disponibilidade de ferramentas capazes de gerar um apontamento a partir da análise de grande quantidade de dados (CONTINI et al., 1984), como o tipo adequado de variedade para determinadas condições de clima, solo, declividade, ocupação do solo anterior à introdução da cana, aplicação de novas técnicas e práticas de cultivo, uso de maquinário moderno, conhecimento sobre o comportamento do mercado, previsão da safra, entre outros. Esses são importantes fatores a serem considerados no processo de tomada de decisão do setor canavieiro para que ele atue de forma eficiente e otimizada.

Com o desenvolvimento de técnicas e equipamentos de mapeamento orbital de precisão, esta projeção só tende a crescer. Segundo Bray (1980), até o ano de 1937, o cultivo da cana-de-açúcar no estado de São Paulo era feito a critério dos dirigentes das lavouras canavieiras de acordo com técnicas adotadas por tradição e rotina. Os programas adotados pelo setor canavieiro para previsão de safras tornaram-se, em consequência das geotecnologias, eficazes, precisos e otimizados, apresentando quase que nenhuma característica subjetiva. Tal comportamento era esperado, uma vez que a produção gera lucros da ordem de bilhões de reais ao ano e está sob a expectativa de que a procura internacional pelo bicomcombustível deslanche.

Diante desta contextualização, o presente estudo tem como objetivo desenvolver uma metodologia para determinação de superfícies de solo exposto em áreas contínuas e cultivadas com cana-de-açúcar por imageamento orbital e, em seguida, avaliar a classificação textural espacial. A hipótese que norteia a pesquisa é que as classes texturais podem ser caracterizadas e discriminadas pela integração do conhecimento de campo com informações obtidas por sensoriamento remoto. Sabendo-se que em áreas de cultivo da cana, em algum momento é realizada a reforma, espera-se conseguir a informação de solo exposto por imagens de satélite adquiridas em diferentes épocas de maneira contínua.

## 4.2 Materiais e Métodos

### 4.2.1 Descrição da área de estudo

Os limites da área de estudo compreendem duas áreas comerciais de cultivo de cana de açúcar, que serão distinguidas por área 1 e área 2 ao longo do texto (Figura 1).

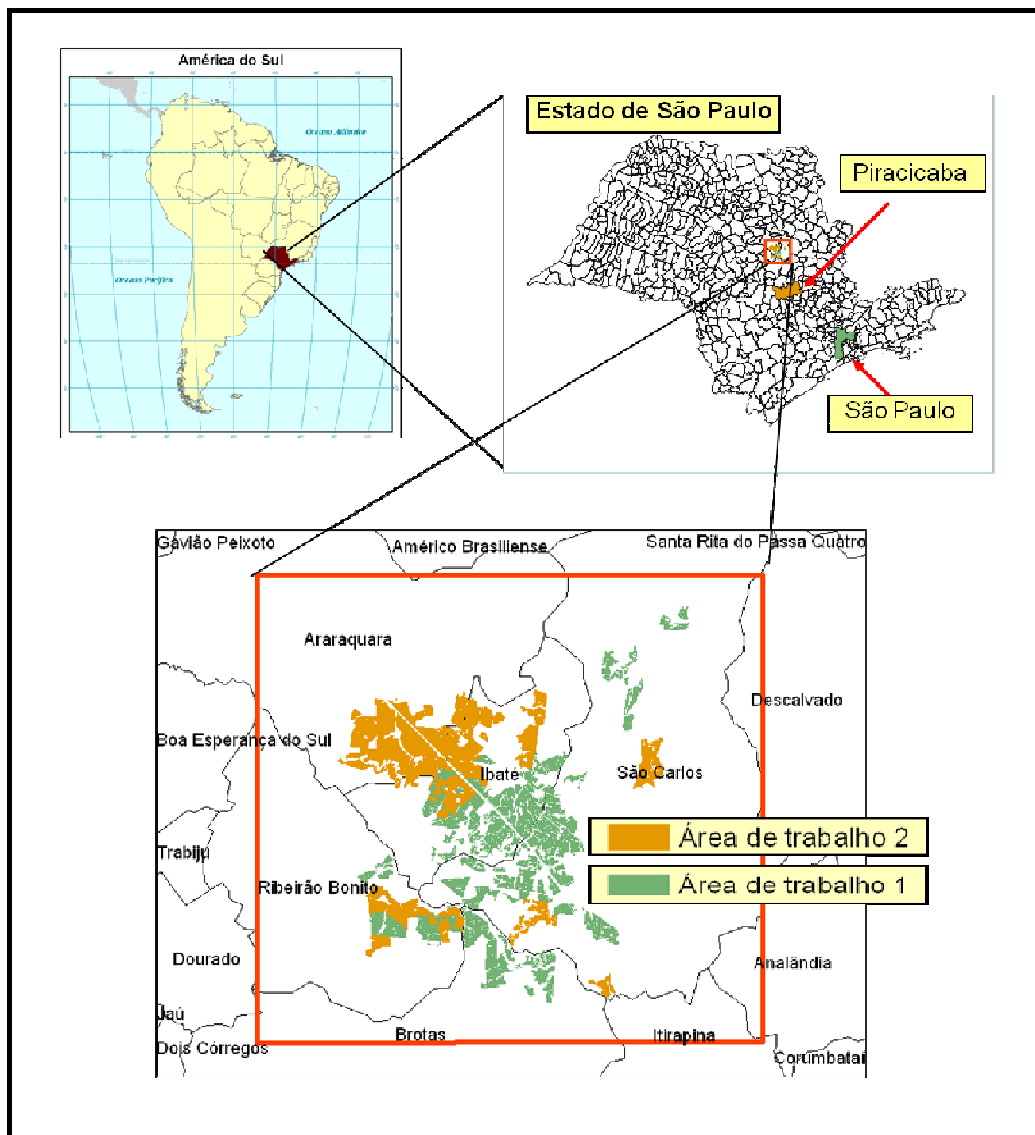


Figura 1 – Localização da área de estudo

As áreas localizam-se na região nordeste do Estado de São Paulo. Envolvem os municípios de São Carlos, Araraquara, Ibaté, Rio bonito e Brotas e delimitadas pelas coordenadas geográficas 21°16'59" S / 48° 39'31" W e 21°45'19" S / 48° 6'2" W. A área total de estudo é de aproximadamente 28.000 ha, sendo 15.000 ha na área 1 e 13.000 ha na área 2. As altitudes na região variam de 450 a 900 m e o clima é do tipo Cwb – temperado com inverno seco da classificação de Köppen. A precipitação média anual varia entre 1.000 e 1.800 mm e temperatura média é de 20°C, respectivamente (ICMC, 2005).

A litologia é representada principalmente pelas formações Serra Geral, Botucatu e Pirambóia (Grupo São Bento) e cobertura da Serra de Santana e Similares (Grupo Taubaté). As rochas da formação Serra Geral são vulcânicas oriundas de derrames basálticos; as da Formação Botucatu são arenitos eólicos; as da Formação Pirambóia são constituídas de arenitos oriundos de depósitos fluviais e de planícies de inundação (BISTRICHI et al., 1981).

#### **4.2.2 Processo Metodológico**

A execução deste trabalho foi dividida em duas fases: (1) desenvolvimento de uma metodologia para determinação de áreas de solo exposto nas áreas contínuas e cultivadas com cana-de-açúcar; (2) validação do método.

A seguir estas fases serão descritas.

##### **4.2.2.1 Fase 1 - Base de Dados Pontual**

###### **4.2.2.1.1 Base de Dados 1**

Segundo Genú (2006), para se chegar ao nível espacial, é preciso entender o objeto ao nível pontual. Esta etapa do trabalho adotou os resultados obtidos por Souza Junior e Demattê (2008) para os atributos do solo da área 1. A fim de complementar a amostragem realizada pelos autores, foram selecionados pontos para observação de horizontes do solo no campo pelo método da transeção (toposseqüência), além de coletadas 300 amostras com trado na profundidade 0-20 cm. Posteriormente as amostras foram analisadas fisicamente para determinar os teores de areia (grossa e fina), silte e argila (CAMARGO; KLANT; KAUFFMAN, 1987). Tomando como base

a classificação da EMBRAPA (2006), os teores de argila foram agrupados em cinco classes texturais (Tabela 6). Estes dados foram associados aos de amostragem e utilizados como pontos de controle na classificação supervisionada posterior.

Tabela 1 – Classes de texturais tomadas como referencia para realização da classificação supervisionada

Classe – classificação supervisionada	Classe textural	Porcentagem de Argila (g.kg <sup>-1</sup> )
1	Muito Argiloso	> 600
2	Argiloso	350,1 – 600,0
3	Médio Argiloso	250,1 – 350,0
4	Médio Arenoso	150,1 – 250,0
5	Arenoso	<= 150,0

#### 4.2.2.1.2 Base de dados 2

A base de dados 2 foi obtida com o intuito de validar as imagens de classificação supervisionada obtidas a partir da base de dados 1. Nesta, foram alocados, amostrados e georreferenciados, pelo método da transeção (topossequência), 225 pontos com trado holandês. As amostras foram analisadas fisicamente para determinar os teores de areia (grossa e fina), silte e argila e em seguida os valores dos teores de argila foram agrupados segundo as cinco classes texturais pré-determinadas e associados aos dados de amostragem para então serem utilizados na fase de validação.

#### 4.2.2.1.3 Imagens de Satélite

Foram tomadas cinco imagens do satélite Landsat 5 (sensor TM - Thematic Mapper), órbita-ponto 220/75, datadas de 17/08/2002, 14/8/2004, 17/8/2005, 5/9/2006, 8/9/2007, com seis bandas espectrais (B1: 450 – 520, B2: 520 – 600, B3: 630 – 690, B4: 760 – 900, B5: 1550 – 1750 e B6: 2080 – 2350 nm), resolução espacial de 30 m e altitude média da órbita é de 705 km. O motivo das imagens terem sido obtidas em anos diferentes justifica-se pelo fato de que em grandes plantios comerciais de cana-de-açúcar o preparo do solo para renovação da cultura (o que implica em se ter solo exposto), se dá de forma parcelada ao longo dos anos, ou seja, cada ano é realizado o preparo do solo em uma porcentagem da área. Este sistema forma um ciclo de cinco

anos em média para a região de estudo, o que quer dizer que a área preparada neste ano só será preparada novamente daqui a cinco anos.

O primeiro passo na manipulação e tratamento das imagens foi o registro. Para tanto foi utilizado como apoio uma imagem Landsat 5, já georreferenciada, além de pontos de controle da área de estudo obtidos no campo com um GPS trimble PRO-XRS. Objetivando manter o valor do pixel o mais semelhante possível ao seu valor original, utilizou-se do método de interpolação denominado 'vizinho mais próximo', corrigindo apenas as distorções de escala, deslocamento ou rotação existente a imagem e a projeção terrestre (CRÓSTA, 1992). Todos os procedimentos de registro foram realizados no programa ENVI 4.3 (RSI, 2006), utilizando-se do sistema de projeção UTM e do Datum SAD-69.

Posteriormente transformaram-se os números digitais da imagem em reflectância aparente (RA), ou seja, a reflectância obtida da mistura de sinal da atmosfera e da superfície, com uma rotina escrita em linguagem espacial para geoprocessamento algébrico (LEGAL) presente no programa Spring 3.4 (CÂMARA et al., 1996). Neste ponto as imagens foram submetidas ao programa 6S (Second Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum) com o objetivo de transformá-las em imagens de reflectância de superfície (VERMOTE et al., 1997). O modelo 6S permite a escolha da configuração geométrica de satélites específicos, como o Landsat 5 e 7. As condições de iluminação são obtidas a partir da data, hora e das coordenadas da imagem.

Com o intuito de separar áreas de vegetação daquelas de solo exposto foi utilizado o método explicitado por Demattê et al., (2000) associado à geração, no programa ENVI 4.3, do Modelo Linear de Mistura Espectral (MLME) - o qual reduz a mistura do pixel e quantifica as proporções de elementos puros que constituem sua mistura - e uma imagem de Índice de Vegetação.

O MLME, segundo Shimabukuro e Smith (1991), pode ser escrito como:

$$r_i = a * veg_i + b * solo_i + c * sombra_i + e_i \quad (1)$$

Onde  $r_i$  é a radiância registrada num dado "pixel" na banda  $i$ ;  $a$ ,  $b$  e  $c$  são as proporções da radiância referente a vegetação, ao solo e a sombra (ou água) respectivamente,  $e_i$  é o erro na banda  $i$  e o subscrito  $i$  indica a banda do Landsat - TM.

Para decompor a radiância do "pixel" nas três componentes: vegetação, solo e sombra empregou-se o método dos mínimos quadrados o qual estima as proporções de cada uma pela minimização da soma dos quadrados dos erros (Shimabukuro; Smith, 1991). A proporção de cada componente não deve ser negativa e a soma dessas proporções deve ser igual a 1 (unidade).

O índice de vegetação mais conhecido (SHIMABUKURO; NOVO; PONZONI, 1998) e também utilizado neste estudo é o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI). (Rouse et al., 1974; Deering et al., 1975). O NDVI é obtido da seguinte forma:

$$\text{NDVI} = (\text{IV} - \text{VIS}) / (\text{IV} + \text{VIS}) \quad (2)$$

Onde IV = resposta espectral do pixel na banda do infravermelho próximo (TM 4); VIS = resposta espectral do pixel na banda do visível (TM 3).

#### **4.2.2.1.4 Classificação Supervisionada**

As imagens correspondentes às diferentes épocas passaram pela classificação supervisionada individualmente. Foi aplicado o algoritmo de distribuição gaussiana por máxima verossimilhança (MAXVER). O arquivo contendo os pontos de amostragem, com as informações referentes às classes texturais, foram sobrepostos às imagens processadas (reflectância de superfície). A reflectância dos pixels referentes aos pontos de amostragem foram obtidas originando-se os ROI's. Como são cinco classes texturais têm-se um conjunto de cinco classes de ROI's, respectivamente, para cada imagem. A fim de facilitar a observação, a imagem gerada pela classificação supervisionada foi reclassificada em cinco cores diferentes, relativas a cada classe textural, sendo marrom para a classe muito argilosa, amarelo para a argilosa, azul para a médio argilosa, verde para a médio arenosa e vermelho para a arenosa. Para se ter certeza de estava trabalhando com solo exposto em cada ponto de amostragem, analisou-se simultaneamente o MLME e NDVI de cada uma das respectivas imagens, além da análise visual gráfica do comportamento espectral do ponto desejado (gráfico obtido por rotina do programa ENVI 3.4), conforme metodologia descrita em Demattê et al., (2000). Somente os pontos que atenderam a todas as exigências foram capturados e para se estabelecer uma biblioteca para uma determinada classe, foi considerado um número mínimo de 20 observações.

#### 4.2.2.1.5 Criação do mosaico das Imagens de Classificação Supervisionada (ICS)

Após as ICS terem sido geradas, estas foram exportadas em formato Geotiff e inseridas no programa ArcGis 9.2. Os pixels classificados como *NoData* foram reclassificados para o valor zero, ou seja, todos os pixels que não se enquadraram pela classificação supervisionada a nenhuma classe textural foram consideradas *NoData* e foram exibidos na imagem pela cor preta. Após esta reclassificação a imagem passou a exibir somente os pixels referentes às classes de interesse. Foi concebido um mosaico com as cinco ICS buscando-se reunir em uma única imagem a maior cobertura possível de área abrangida pela classificação supervisionada.

#### 4.2.2.2 Fase 2 - Validação

A etapa de validação utilizou-se dos dados obtidos na área 2 (base de dados 2). Como o objetivo é trabalhar com áreas contínuas e o que se tem na área 2 são várias glebas por se tratar de uma área de cultivo de cana-de-açúcar, optou-se por subdividir a área 2 em áreas menores, porém contínuas (Figura 2).

Tanto as ICS quanto o mosaico foram recortados baseando-se nas sub-áreas e então submetidas a rotina “*Zonal Geometry*” do programa ArcGis 9.2 para cálculo da porcentagem de área recoberta pela classificação supervisionada e conseqüentemente pela área com solo exposto em cada sub-área.

O arquivo contendo os 225 pontos (pontos determinados) classificados segundo suas respectivas classes texturais e considerados como valores reais, foi sobreposto ao mosaico. Da observação simultânea deste conjunto de dados gerou-se uma tabela de contingência (matriz de erro).

Para testar a concordância entre os resultados utilizou-se das estatísticas porcentagens de acerto de cada classe, índice de exatidão global e índice Kappa.

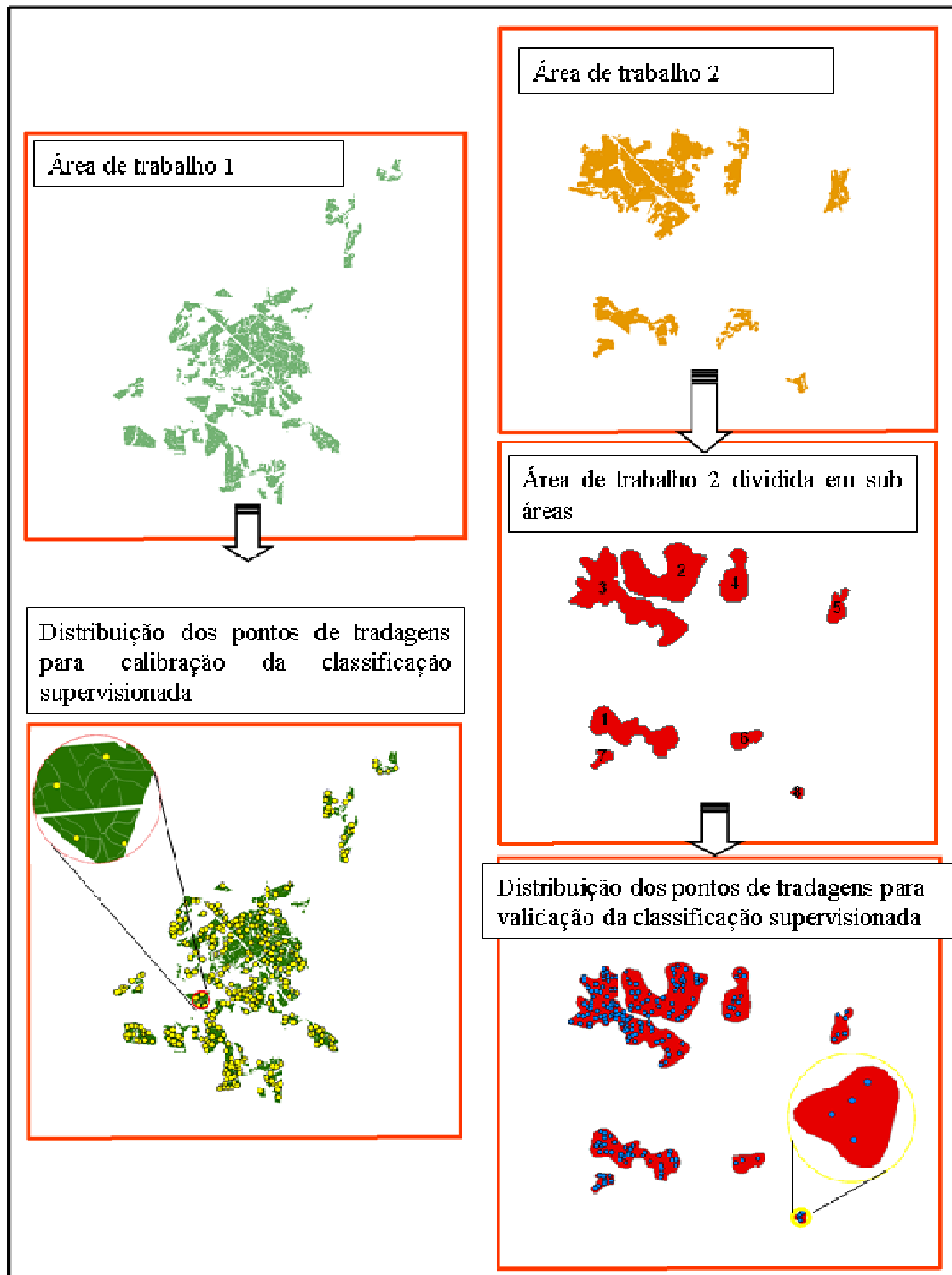


Figura 2 – Esquema de distribuição dos pontos de tradagens tanto na área 1 (fase de calibração) quanto na área 2 (fase de validação) e determinação das oito sub-áreas para fase de validação



### 4.3 Resultados e Discussões

#### 4.3.1 Imagens da Classificação Supervisionada

Das cinco classes propostas para geração da imagem de classificação supervisionada, apenas a classe Muito Argilosa referente a teores de argila maior que  $600 \text{ g kg}^{-1}$  foi desconsiderada do presente trabalho por apresentar um total de amostras (n) muito reduzido e inferior a quantidade mínima pré-estabelecida, ou seja, menos que 20 observações (Tabela 2) A classe Arenosa foi a que apresentou o maior número de observações com um total de 83 e também o maior coeficiente de variação.

Tabela 2 - Valores de argila dos 300 pontos amostrados na fase 1

Classe	Critério	Estatísticas						
		n	Mínimo	Máximo	Média	Amplit.	DP	CV
1 – Muito Argiloso	> 600	2	613,0	745,0	679,0	132,0	93,3	13,7
2 - Argiloso	351 – 600	71	353,0	587,0	427,8	234,0	58,8	13,7
3 – Médio Argiloso	251 – 350	64	251,0	350,0	295,3	99,0	28,4	9,6
4 – Médio Arenoso	151 – 250	80	151,0	250,0	201,2	99,0	31,2	15,5
5 - Arenoso	<= 150	83	72,0	150,0	113,8	78,0	19,4	17,1

Mesmo com o coeficiente de variação apresentando, relativamente, valores baixos, os dados foram refinados a fim de se ter classes mais puras. Desta forma, amostras que apresentavam valores muito próximos da transição de classe foram descartadas. Observando-se a Tabela 3 verifica-se que o número de amostras por classe de solo diminui ( $n = 124$ ), mas também houve uma diminuição tanto dos valores de coeficiente de variação quanto da amplitude dentro de cada classe.

Assim, as imagens de classificação supervisionadas (ICS) obtidas a partir das imagens de satélite Landsat e classificadas de acordo com as quatro classes de textura do solo abrangeram somente áreas de solo exposto, o que fica evidente quando se observa simultaneamente a imagem de satélite, a imagem NDVI e a ICS (Figura 3). Nesta figura a imagem de satélite apresenta-se com a composição RGB 321, denominada de composição verdadeira. A imagem NDVI representa solo exposto pela cor escura na imagem e a vegetação pela cor clara. O fato das ICS

terem envolvido somente áreas de solo exposto é muito importante, pois esta é uma condição para se trabalhar com avaliação da textura do solo por imagem de satélite.

Tabela 3 - Análise descritiva dos valores de argila dos 124 pontos amostrados e utilizados como pontos de controle das imagens de classificação supervisionada

Classe	Critério	Estatísticas						
		n	Mínimo	Máximo	Média	Amplit.	DP	CV
1 - Muito Argiloso	> 600	-	-	-	-	-	-	-
2 - Argiloso	351 - 600	30	430,0	476,0	455,7	46,0	15,1	3,3
3 - Médio Argiloso	251 - 350	31	280,0	326,0	303,2	46,0	14,8	4,9
4 - Médio Arenoso	151 - 250	30	180,0	218,0	201,0	38,0	12,3	6,1
5 - Arenoso	<= 150	33	72,0	109,0	93,7	37,0	10,6	11,3

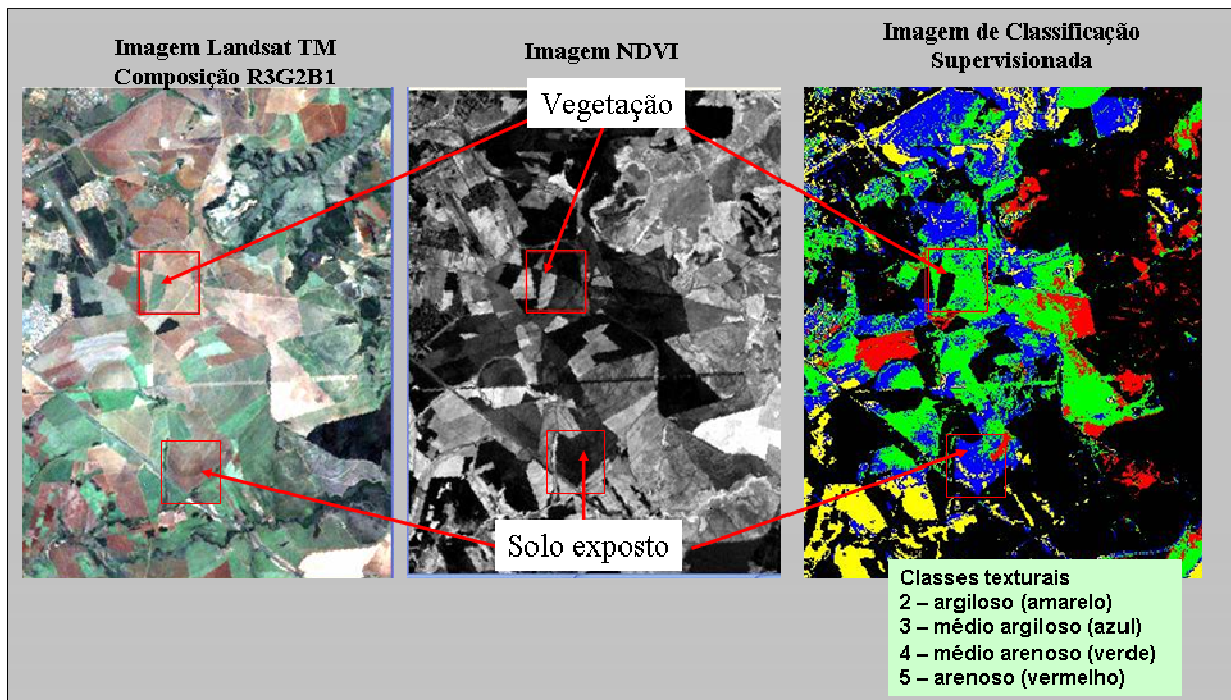


Figura 3 – Sequência de observações da imagem Landsat (composição 321), imagem NDVI e imagem de classificação supervisionada

#### 4.3.2 Mosaicos das Imagens de Classificação Supervisionada

Associando a Tabela 4 com os dados das Figura 4 e 5 verifica-se que, para a maioria das imagens, a quantidade de área classificada como *NoData* (pixels não classificados pelo métodos assinalados na tabela como N.Class.), foi maior que a área útil, isto é, maior que a área a qual foi aplicada a classificação supervisionada. Em média, 63% da área total de cada sub-área, por

imagem, apresentou valores *NoData* contra apenas 36% de área útil. Isto comprova o que já era esperado, pois pelo fato da área de estudo se tratar de uma área cultivável, na maior parte do ano ela apresenta algum tipo de cobertura, dificultando sua análise por imagens de satélite. Isso ressalta o erro de se trabalhar com imagens de apenas uma época. Por exemplo, é o que acontece com a imagem datada de 17/08/2002, em que a sub-área 7 apresentou um percentual de área útil de 71,85% enquanto que para a sub-área 8 esse mesmo percentual foi de apenas 1,35%, ou seja, a imagem não proporciona garantia de um alto percentual de solo exposto em uma área relativamente grande.

Quando foram analisados os dados referentes aos mosaicos observou-se que em todas as sub-áreas houve um aumento na área útil. O mosaico construído para a sub-área 6 foi o que obteve o menor percentual de área útil (59%). Entretanto, comparando este valor com o melhor resultado encontrado em uma só imagem, no caso a imagem datada de 08/09/2007 que apresentou um valor de 46,83% de área útil, nota-se um ganho de aproximadamente 26%. Já o mosaico referente à sub-área 7 foi o que apresentou o maior percentual de área útil (85%), seguido das sub-áreas 5, 4 e 2 (83,54; 80,94 e 80,04 respectivamente). Seguindo o mesmo raciocínio e assim comparando estes valores com os melhores resultados encontrados em uma só imagem, verificou-se que para as sub-áreas 7, 5, 4 e 2 houve um incremento de 06, 20, 34 e 66% respectivamente, o que também parece estar associado ao tamanho da área total de cada sub-área, ou seja, quanto maior a área total maior o incremento que o mosaico proporciona. Mas o que ficou evidente foi que, em média, a cobertura pela classificação supervisionada passou de 36% para 75%, representando um ganho de mais de 100% com o advento do mosaico.

Tabela 1 - Estatística quantitativa das áreas de solo exposto em cada sub-área de estudo e em diferentes anos

Imagens		Datas										MOSAICO	
		17/8/2002		14/8/2004		17/8/2005		5/9/2006		8/9/2007		Área (ha)	%
		Área (ha)	%	Área (ha)	%	Área (ha)	%	Área (ha)	%	Área (ha)	%		
sub_area1	N. Class. <sup>(1)</sup>	1904,85	67,45	1905,57	67,48	1649,25	58,40	1256,58	44,49	1998,72	70,77	740,70	26,23
	Class. <sup>(2)</sup>	919,26	32,55	918,54	32,52	1174,86	41,60	1567,53	55,51	825,39	29,23	2083,41	73,77
	total	2824,11	100,00	2824,11	100,00	2824,11	100,00	2824,11	100,00	2824,11	100,00	2824,11	100,00
sub_area2	N. Class.	2572,74	57,88	3203,46	72,07	3146,04	70,77	2306,61	51,89	2896,83	65,17	887,31	19,96
	Class.	1872,45	42,12	1241,73	27,93	1299,15	29,23	2138,58	48,11	1548,36	34,83	3557,88	80,04
	total	4445,19	100,00	4445,19	100,00	4445,19	100,00	4445,19	100,00	4445,19	100,00	4445,19	100,00
sub_area3	N. Class.	3017,07	57,48	3706,02	70,60	3560,31	67,83	3284,55	62,57	4001,85	76,24	1660,95	31,64
	Class.	2232,18	42,52	1543,23	29,40	1688,94	32,17	1964,70	37,43	1247,40	23,76	3588,3	68,36
	total	5249,25	100,00	5249,25	100,00	5249,25	100,00	5249,25	100,00	5249,25	100,00	5249,25	100,00
sub_area4	N. Class.	708,93	45,31	1051,11	67,19	1087,65	69,52	705,78	45,11	618,75	39,55	298,26	19,06
	Class.	855,54	54,69	513,36	32,81	476,82	30,48	858,69	54,89	945,72	60,45	1266,21	80,94
	total	1564,47	100,00	1564,47	100,00	1564,47	100,00	1564,47	100,00	1564,47	100,00	1564,47	100,00
sub_area5	N. Class.	686,16	97,56	510,21	72,54	512,01	72,80	214,47	30,49	647,19	92,02	115,74	16,46
	Class.	17,19	2,44	193,14	27,46	191,34	27,20	488,88	69,51	56,16	7,98	587,61	83,54
	total	703,35	100,00	703,35	100,00	703,35	100,00	703,35	100,00	703,35	100,00	703,35	100,00
sub_area6	N. Class.	574,11	83,79	650,16	94,89	617,67	90,15	455,85	66,53	364,32	53,17	279,99	40,86
	Class.	111,06	16,21	35,01	5,11	67,50	9,85	229,32	33,47	320,85	46,83	405,18	59,14
	total	685,17	100,00	685,17	100,00	685,17	100,00	685,17	100,00	685,17	100,00	685,17	100,00
sub_area7	N. Class.	107,91	28,15	234,54	61,19	272,97	71,21	77,13	20,12	213,84	55,79	57,06	14,89
	Class.	275,40	71,85	148,77	38,81	110,34	28,79	306,18	79,88	169,47	44,21	326,25	85,11
	total	383,31	100,00	383,31	100,00	383,31	100,00	383,31	100,00	383,31	100,00	383,31	100,00
sub_area8	N. Class.	162,63	99,18	72,00	43,91	94,86	57,85	59,22	36,11	157,95	96,32	47,25	28,81
	Class.	1,35	0,82	91,98	56,09	69,12	42,15	104,76	63,89	6,03	3,68	116,73	71,19
	total	163,98	100,00	163,98	100,00	163,98	100,00	163,98	100,00	163,98	100,00	163,98	100,00

<sup>(1)</sup> Área não classificada por não ser considerada de solo exposto; <sup>(2)</sup> área classificada como solo exposto;

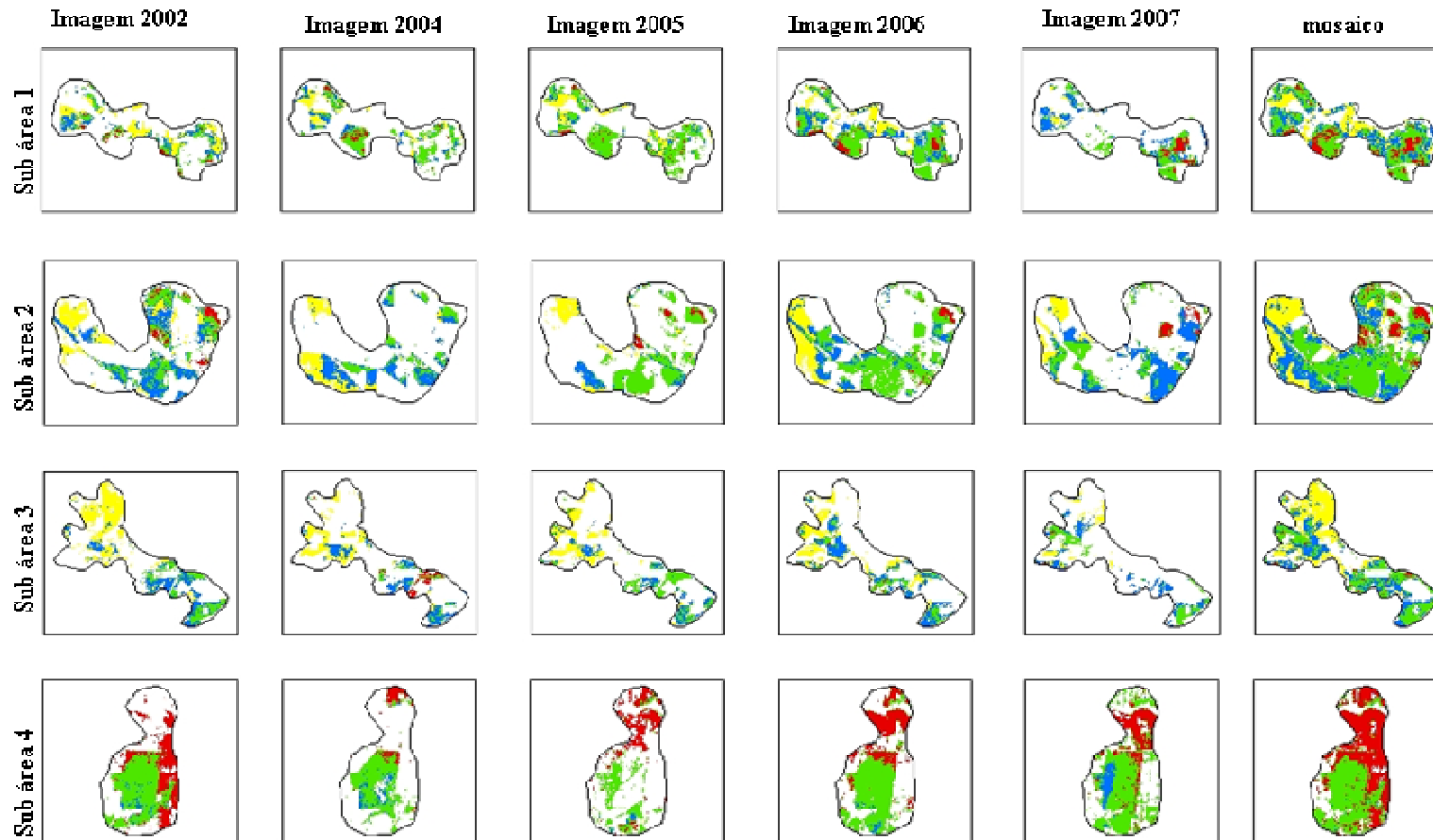


Figura 5 - Cobertura da Imagem de Classificação Supervisionada em cada imagem por sub-áreas e mosaico de todas as imagens, sendo a cor amarela para solos argilosos, azul para solos médio argilosos, verde para solos médio arenosos e vermelho para solos arenosos

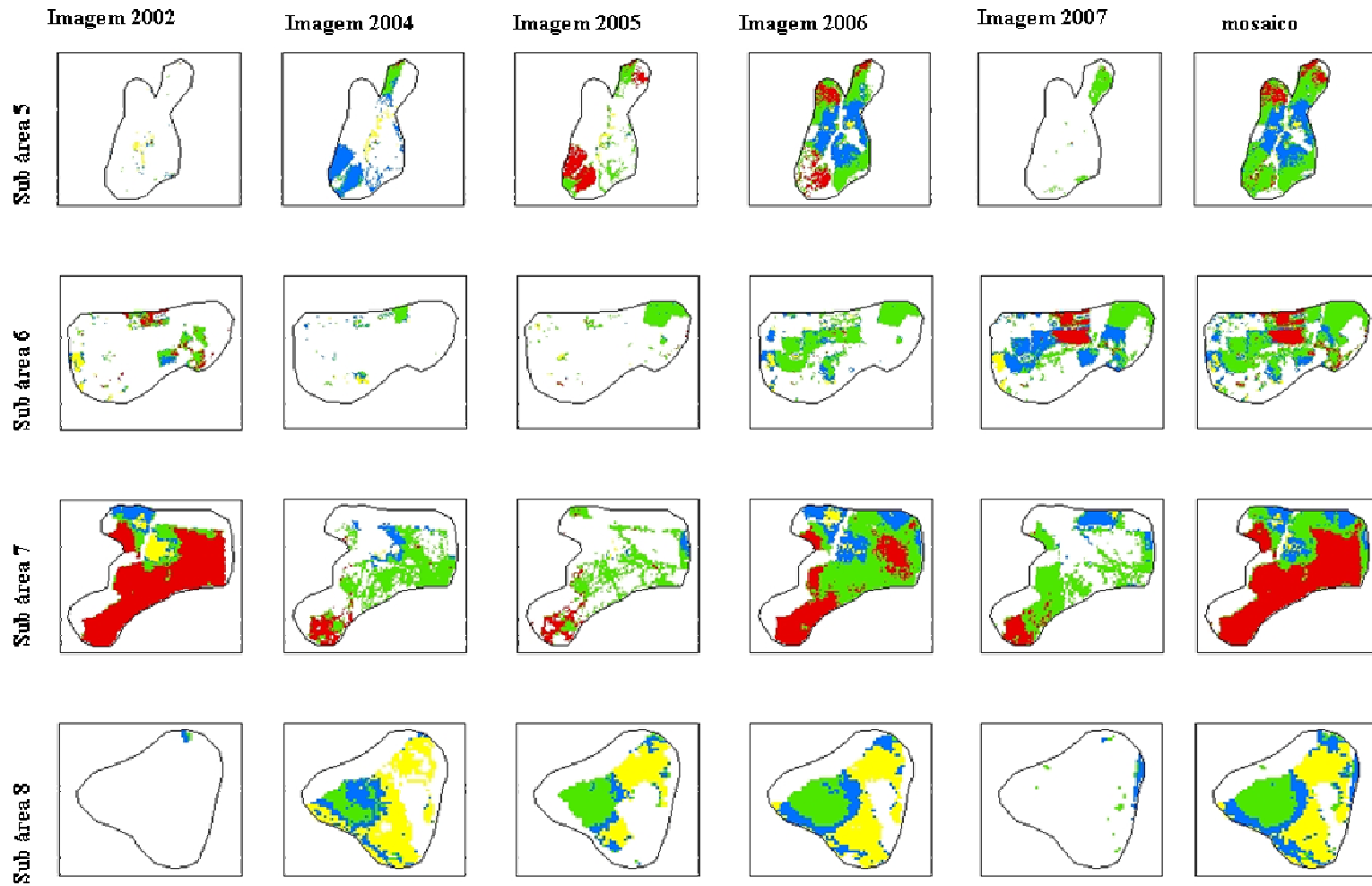


Figura 6 - Cobertura da Imagem de Classificação Supervisionada em cada imagem por sub-áreas e mosaico de todas as imagens, sendo a cor amarela para solos argilosos, azul para solos médio argilosos, verde para solos médio arenosos e vermelho para solos arenosos

#### **4.3.3 Utilização da classificação supervisionada para mapeamento da classe textural do solo em superfície**

Com o objetivo de validar os resultados encontrados nas imagens de classificação supervisionada e averiguar sua capacidade de predizer a classe textural da superfície do solo, compararam-se os resultados do teor de argila de 204 pontos, coletados e analisados pelo método convencional (valores reais) e contra os obtidos pela classificação supervisionada (valores estimados).

Notou-se que os 204 pontos distribuíram-se entre quatro classes texturais (Tabela 5), com uma variação de 48 a 554 g kg<sup>-1</sup>, sendo que a classe textural Muito Argiloso não apresentou amostras, uma vez que esta classe foi desconsiderada na classificação supervisionada, não sendo possível, portanto, a comparação de valores. Desta forma, as amostras coletadas que apresentaram um teor de argila maior que 600 g kg<sup>-1</sup> também foram descartadas, o que explicaria a redução do número de amostras de 225 para 204.

A matriz de confusão gerada (Tabela 6) apresenta a relação entre os valores reais de textura e aqueles estimados pela classificação supervisionada. Observou-se que o total de amostras foi de 177.

Os níveis de acerto gerados pela matriz de confusão (Tabela 6) indicam que a classe com maior nível de acerto foi a argilosa com 86,7% seguida das classes médio argilosa (60,6%), médio arenosa (56,6%) e arenosa (52,2%). Genú (2006), utilizando-se do método do modelo de análise de mistura espectral com múltiplos membros finais (MESMA), encontrou a maior porcentagem de acerto para a classe arenosa. Entretanto, os valores de acerto encontrados pela autora foram de 18,58% para a classe argilosa e de 8,80% para a classe arenosa, inferiores aos encontrados no presente trabalho. Notou-se ainda que a classificação supervisionada tendeu a superestimar os teores de argila no solo (138% ao invés de 100%) e subestimar os teores de areia (56% ao invés de 100).

Outro fato evidente é que os solos de textura argilosa discriminaram-se em 100% dos solos de textura arenosa, isto é, nenhum solo de textura argilosa foi enquadrado como arenosa pela classificação supervisionada. Já 6,5% dos solos de textura arenosa foram classificados como sendo de textura argilosa. Okin, Murray e Schlesinger (2001) conseguiram discriminar solos argilosos de solos arenosos com cerca de 90% de confiança, menor que a estimativa do presente trabalho, o que se

justifica pelo fato de os autores terem realizado o experimento com o sensor aerotransportado o AVIRIS pelo método MESMA.

A porcentagem de acerto global obtido (63,8%) foi inferior ao valor tido como mínimo aceitável (85%) por autores como Anderson et al., (1979), Guptill e Morrison (1995) e Eastman (1995). Analisando-se separadamente as classes observou-se que a classe argilosa foi a única cujo valor obtido foi superior ao tido como mínimo aceitável. Por outro lado, o valor obtido pelo índice Kappa (0,52), é considerado adequado pela classificação de Landis e Koch (1977), o que indica que o método pode ser utilizado como indicativo de textura do solo em superfície.

Tabela 5 – Análise descritiva da base de dados utilizada para validação do método de determinação da classe de textura do solo, em superfície, por Classificação Supervisionada

Classe	Critério	Estatísticas						
		N <sup>(1)</sup>	Mínimo	Máximo	Média	Amplitud <sup>(2)</sup>	DP <sup>(3)</sup>	CV <sup>(4)</sup>
1 - Muito Argiloso	> 600	-	-	-	-	-	-	-
2 - Argiloso	351 – 600	53	353,0	554,0	418,0	201,0	53,3	12,7
3 – Médio Argiloso	251 – 350	39	259,0	350,0	308,5	91,0	25,5	8,3
4 – Médio Arenoso	151 – 250	63	151,0	249,0	201,9	98,0	26,5	13,2
5 - Arenoso	<= 150	49	48,0	148,0	114,1	100,0	26,3	23,1

<sup>(1)</sup> número de amostras; <sup>(2)</sup> Amplitude; <sup>(3)</sup> Desvio Padrão; <sup>(4)</sup> Coeficiente de Variação;

Tabela 6 - Matriz de confusão gerada a partir da similaridade entre determinação dos valores pelo método convencional (valores reais) e pelo método da classificação supervisionada (valores estimados)

Classes de Textura	Nº das Classes Reais	Nº das Classes pela CS <sup>(1)</sup>				% amostras
		2	3	4	5	
Textura Argilosa	2	86,7	11,1	2,2	0,0	100
Textura Média Argilosa	3	33,3	60,6	6,1	0,0	100
Textura Média Arenosa	4	11,3	28,3	56,6	3,8	100
Textura Arenosa	5	6,5	10,9	30,4	52,2	100
Porcentagem das amostras		138	111	95	56	400
Porcentagem de acerto global (%)		63,8				
Índice Kappa		0,52				

(1) CS = Classificação Supervisionada



#### 4.4 Conclusões

A metodologia de utilização de imagens de várias épocas permitiu recobrir, em média, uma área superior a 75% da área total estudada, permitindo um aumento de até 60% no recobrimento de solo exposto quando comparado com o uso de uma única imagem.

A classificação supervisionada das classes texturais de solos por imagens Landsat TM mostrou-se um método eficiente no mapeamento da classe textural do solo, principalmente para solos argilosos com uma porcentagem de acerto de 87%. Entretanto, há necessidade de futuros estudos para refinar a classificação de solos arenosos.

Em geral, julga-se que o método utilizado da classificação supervisionada pode ser utilizado como uma ferramenta para estimar classes texturais em superfície, principalmente em situações que não requerem um alto nível de detalhamento.

## Referências

- ANDERSON, J.R.; HARDY, E.E.; ROACH, J.T.; WITMER, R.E. **A land use and land cover classification system for use with remote sensor data**. Washington: USGS, 1979. 28p.
- AGBU, P.A., D.J. FEHRENBACHER, I.J. JANSEN. Soil Property Relationships with SPOT Satellite Digital Data in East Central Illinois. **Journal of Soil Science Society of America**, Madison, v. 54, p. 807-812, 1990.
- BISTRICHI, C.A.; CARNEIRO, C.D.R.; DANTAS, A.S.L.; PONÇANO, W.L.; CAMPANHA, G.A.C.; NAGATA, N.; ALMEIDA, M.A.; STEIN, D.P.; MELO, M.S.; CREMONINI, O.A. **Mapa geológico do Estado de São Paulo**. São Paulo: IPT - Instituto de Pesquisas Tecnológicas do Estado de São Paulo, 1981. 1 mapa, Escala: 1: 500.000.
- BRAY, S.C. **A cultura da cana-de-açúcar no vale do Paranapanema: um estudo de geografia agrária**. 1980. 304 p.Tese (Doutorado em Geografia) - Faculdade de Filosofia, Letras e Ciências Humanas, Universidade de São Paulo, São Paulo, 1980.
- CÂMARA, G.;SOUZA, R.C.M.; FREITAS, U.M.;GARRIDO, J. SPRING: Integrating remote sensing and GYS by object-oriented data modelling. **Computer & Graphics**, New York, v. 20, n. 3, p.395-403, 1996.
- CAMARGO, M.N.; KLANT, E.; KAUFFMAN, J.H. Classificação de Solos usada em Levantamentos Pedológicos no Brasil. **Boletim Informativo da Sociedade Brasileira de Ciência do Solo**, Campinas, v. 12, n.1, p. 11-13, jan/abr. 1987.
- CLAY, E. **Food Security: Concepts and Measurement**. 2002. Paper for FAO Expert Consultation on Trade and Food Security: Conceptualising the Linkages Rome, 11-12 July 2002. Published as Chapter 2 of Trade Reforms and Food Security: conceptualising the linkages. Rome: FAO, 2003.
- CONTINI, E.; ARAÚJO, J. D.; OLIVEIRA, A. J.; GARRIDO, W. E. **Planejamento da propriedade agrícola: modelos de decisão**. Brasília: EMPRAPA – DDT,1984. 300 p.
- CRÓSTA, A. P. **Processamento Digital de Imagens de Sensoriamento Remoto**. Campinas, SP: Instituto de Geociências/UNICAMP, 1992.
- DEMATTÊ, J.A.M.; HUETE A.R.; FERREIRA Jr. L.G.; ALVES M.C.; NANNI M.R.; CERRI C.E. Evaluation of tropical soils through ground and orbital sensors. In: INTERNATIONAL CONFERENCE OF GEOSPATIAL INFORMATION IN AGRICULTURE AND FORESTRY, 2., 2000, Lake Buena Vista. **Proceedings...**Lake Buena Vista: Erim, 2000, p.34-41.

DEMATTÊ, J.A.M.; MORETI, D.; VASCONCELOS, A.C.F.; GENÚ, A.M. Uso de imagens de satélite na discriminação de solos desenvolvidos de basalto e arenito na região de Paraguaçu Paulista. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 40, n. 7, p. 697-706, jul. 2005.

EASTMAN, J.R. **Idrisi for windows user's guide**. Worcester: Clark University, 1995. 109p.

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

FAO, Policy Brief. 2006. Disponível em [ftp://ftp.fao.org/es/ESA/policybriefs/pb\\_02.pdf](ftp://ftp.fao.org/es/ESA/policybriefs/pb_02.pdf). Acesso 27 ago. 2008.

FAO - FOOD AND AGRICULTURE ORGANIZATION OF THE UNITED NATIONS. **Water and sustainable agricultural development**. Rome: FAO, 1990. 48p.

FIORIO, P. R. **Dados radiométricos obtidos nos níveis terrestre e orbital na avaliação de solos**. 2002. 198 p. Tese (Doutorado em Solos e Nutrição de Plantas) - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2002.

GALVÃO, L.S.; PIZZARO, M.A.; EPIPHANIO, J.C.N. Variations in reflectance of tropical soils: spectralchemical composition relationships from AVIRIS data. **Remote Sensing of Environment**, Amsterdam, v.75, p.245-255, 2001.

GENÚ, A. M. **Sensoriamento remoto e geoprocessamento na caracterização e avaliação pontual e espacial de solos e seus atributos**. 2006. 120 p. Tese (Doutorado em Solos e Nutrição de Plantas) - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2006.

GUIMARÃES, E.; TOMAZONI, J.C.; MANGRICH, A.S. Efeito da vegetação de cobertura na correlação entre os dados de análise de solos por imagem do satélite LANDSAT-7 e os obtidos em laboratório por reflectância difusa. In: REUNIÃO ANUAL DA SOCIEDADE BRASILEIRA DE QUÍMICA, 29., 2006. Águas de Lindóia **Resumos..** 2006. Águas de Lindóia, São Paulo.

GUPTILL, S.C ; MORRISON, J.L. **Elements of spatial data quality**. London: Elsevier, 1995. 78p.

HILWIG, F.W.; GOOSEN, D.; KATSIERIS, D. Preliminary results of the interpretation of ERTS-1 imagery for a soil survey of the Mérida Region, Spain. **ITC Journal**, Enschede, v.3, p.289-312, 1974.

INSTITUTO DE CIÊNCIAS MATEMÁTICAS E DE COMPUTAÇÃO. Disponível em: <<http://www.icmc.usp.br/ambiente/saocarlos/geral.html>>. Acesso em 08 nov. 2007.

- LANDIS, J.R. KOCH, G.G. The measurement of observer agreement for categorical data. **Biometrics**, Washington, v.33, n.1, p. 159-174, 1977.
- LIMA, Z.M.C., RIBEIRO, M.R.; LIMA, A.T. de O. Utilização de imagens TM/LANDSAT-5 como ferramenta no mapeamento de solos. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v.5, n.3, p.425-430, 2001.
- MYERS, V.I. Crops and soils In: RENCZ, A. N.; RYERSON, R. A. (Ed.). **Manual of remote sensing**. Fall Church, 1975. cap. 22, p.1715-1807.
- OKIN, G.S.; MURRAY, B.; SCHLESINGER, W.H. Degradation of sandy arid shrubland environments: observations, process modelling, and management implications. **Journal of Arid Environments**, London, v.47, p.123-144, 2001.
- Research Systems, Inc. (RSI). *The Environment for Visualizing Images – ENVI*. . Boulder, 2006.
- ROUSE, J.W.Jr., HAAS, R.H., DEERING, D.W., SCHELL, J.A., HARLAN, J.C. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. ERTS-1 In: SYMPOSIUM 3<sup>rd</sup> ed. Greenbelt, MD. 10–15 Dec. 1973. v. 1: NASA SP-351. **Proceedings...**, Washington: NASA, 1974. p. 309–317.
- SEN, A. **Poverty and famines: Na Essay on Entitlement and Deprivation**. Oxford: Clarendon Press, 1981.
- SHIMABUKURO, Y.E., SMITH, J.A. The least-squares mixing models to generate fraction images derived from remote sensing multispectral data. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, New York , v. 29, n. 1, p.16-20, 1991.
- SHIMABUKURO, Y. E., NOVO, E. M. L. M., PONZONI, F. J. Índice de vegetação e modelo linear de mistura espectral no monitoramento da região do Pantanal. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v.33, n. 1, p.1729 - 1737, 1998.
- SOUSA JUNIOR, J. G. de A.; DEMATTÊ, J. A. de M.; GENÚ, A.M. Modelo digital de elevação na caracterização de solos desenvolvidos de basalto e material arenítico. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 32, p.449-456, 2008.
- VERMOTE, E. F.; TANRÉ, D; DEUZI, J. L.; HERMAN, M.; MORCRETTE, J. J. Second simulation of the satellite signal in the solar spectrum: an overview. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, New York , v. 35, n. 3, p. 675-686, Mai. 1997.
- VINCENT, R. K. Expanding horizons for geological applications of multispectral and hyperspectral remote sensing data. In: INTERNATIONAL CONFERENCE, APPLIED GEOLOGIC REMOTE SENSING, 13., 1999.Vancouver. **Proceedings...** Ann Arbor, 1999. p.33-40.
- WEISMILLER, R.A., PERSINGER I.D., MONTGOMERY, O.L. Soil inventory for digital analysis of satellite scanner and topographic data. **Soil Science Society of America Journal**. Madison, v. 41, p.1166-1170, 1977.

ZERMIANI, M. J. T.; NANNI, M. R.; COMUNELLO, É. DEMATTÊ, J. A. Analysis of the occupation and land use in medium terrace of the Paraná rives – Brazil by GIS and remote sensing. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON APPLIED GEOLOGIC REMOTE SENSING, 13., 1999. Vancouver, 1999. **Proceedings...**Ann Arbor, v.2. p.161-167, 1999.

## **5 USO MÚLTIPLO DE FERRAMENTAS TECNOLÓGICAS NO MAPEAMENTO DE SOLOS**

### **Resumo**

Já são muitos os trabalhos demonstrando o uso de geotecnologias para o estudo dos solos, como por exemplo, a espectrorradiometria orbital e terrestre, modelos numéricos do terreno e de seus derivados, primários e secundários. Embora todas as referidas técnicas tenham auxílio comprovado, isto vem ocorrendo de forma dispersa e não há trabalhos unindo técnicas de geoprocessamento, sensoriamento remoto (orbital e terrestre), análise do relevo e conhecimento técnico de forma concisa, apurada e científica para levantamento de solos. Assim, o presente trabalho se alicerça na hipótese de que é possível determinar um método que permita caracterizar, discriminar e espacializar classes de solos integrando o conhecimento de informações obtidas por sensoriamento remoto e geoprocessamento, uma vez que estas técnicas se auto – completam. Para tanto, a área de estudo foi dividida em duas subáreas, onde para a área 1 já havia um mapa de solos semi-detalhado, obtido pelo método convencional a partir do qual foram obtidos padrões para serem aplicados posteriormente foram utilizados para o mapeamento digital dos solos de uma segunda área, ou seja, da área 2. Estes padrões consistiram de agrupamentos de solos quanto à forma, intensidade e bandas de absorção de suas respectivas curvas espectrais; determinação de equações de regressão linear múltiplas para estimativa dos atributos do solo a partir de dados espectrais; análise por classificação supervisionada em imagens Landsat TM 5 para detecção de grupos texturais do solo e índices de relevo. Concluiu-se que a metodologia proposta permitiu determinar informações que auxiliaram na classificação dos solos no 1º nível categórico com 79% de exatidão, no 2º nível categórico com 60% de exatidão e no 3º nível categórico com 37% de exatidão, sendo assim considerada satisfatória até o 2º nível categórico.

Palavras-Chave: Reflectância; Geoprocessamento; Mapa digital do solo

## MULTIPLE TECHNOLOGICAL TOOLS ON SOIL MAPPING

### **Abstract**

There are many studies showing the use of geo for the study of soils, such as the spectroradiometry orbital and ground numerical models of the land and its derivatives, primary and secondary. Although these techniques have proven aid, that has been occurring in a dispersed and there are few jobs that combine the techniques of GIS, remote sensing (orbital and terrestrial), analysis of relief and technical knowledge of a concise, accurate and scientific specifically for the removal of soil. Thus, this work is based on the assumption that it is possible to determine a method characterize, and discriminate spatializing classes of soil incorporating the knowledge of information obtained through remote sensing and GIS, as these techniques are self-complementary. To that end, the study area was divided into two sub-areas, where for an area already had a map of soil semi-detailed, obtained by the conventional method from which were obtained patterns, which were subsequently applied to the digital mapping of soils a second area. These patterns consisted of (a) groups of soil on the form, intensity and absorption bands of their spectral curves (b) determination of multiple linear regression equations to estimate the attributes of soil from spectral data, (c) analysis by supervised classification on Landsat TM images 5 for detection of groups of soil texture and (d) indices of relief. It was concluded that the proposed methodology to determine information that helped in the classification of land in the 1st level categorical with 79% of accuracy, at the 2nd level categorical with 60% of accuracy and the 3rd level categorical with 37% of accuracy, thus considered satisfactory until the 2nd level categorical.

**Keywords:** Reflectance; Geoprocessing; Digital soil map

## 5.1 Introdução

Na medida em que as populações vão se conscientizando de que o recurso solo não é renovável na escala de tempo das gerações humanas e, portanto, é limitado, a demanda por informações que levam ao melhor conhecimento das terras se tornam cada vez mais acentuada. Esse conhecimento é essencial para a manutenção das populações, não só para a produção de alimentos e matéria prima, mas também como subsídios para construção civil, estudos ambientais, entre outros.

A maior parte destes conhecimentos são obtidos através dos denominados inventários pedológicos ou levantamentos pedológicos, que nada mais são do que o exame e a identificação dos solos, o estabelecimento de seus limites geográficos e a representação e descrição dos solos mostrados no mapa e sua interpretação de acordo com a finalidade proposta.

No Brasil, os primeiros levantamentos de solos realizados ocorreram em meados da década de 30, onde na ocasião objetivaram a caracterização, a identificação e a avaliação do potencial das terras, visando a seleção de áreas para projetos de irrigação à jusante de açudes públicos do Nordeste brasileiro (AMARAL, 1946; MENDES et al., 1954). Entretanto, o grande impulso deu-se no final da década de 40, quando por iniciativa do Ministério da Agricultura criou-se a Comissão de Solos do Centro Nacional de Ensino e Pesquisas Agrônomicas (CNEPA), com o objetivo de estudar os solos do vasto território nacional, até então praticamente desconhecidos do ponto de vista científico (SANTOS, 2007). Os estudos realizados compreenderam desde classificação, fertilidade, manejo, conservação e recuperação, além da própria pesquisa básica de caracterização física, química e mineralógica dos solos. Assim, iniciou-se um extenso programa de levantamento de solos ao nível de reconhecimento - exploratório, que durante três décadas produziu a maior parte da informação pedológica hoje disponível. Atualmente, cerca de 35% do território brasileiro (17 Estados e o Distrito Federal) é coberto por mapas de solos em escalas médias e pequenas (1:100.000 a 1:600.000) e uma cobertura completa do país ao nível exploratório e esquemático, em escalas pequenas (1:1.000.000 a 1:5.000.000), (SANTOS, 2007).



A partir de meados da década de 80 os levantamentos de solos no Brasil ficaram praticamente estagnados. Este fato se deve principalmente a falta de incentivos por parte de governo, associado às más condições de trabalho (tais como, alimentação, água potável, condições de trafegabilidade das estradas, quando existem, viaturas, socorro médico), a morosidade e os altos custos dos trabalhos de campo e das análises laboratoriais das amostras de solo.

Embora se pense que os levantamentos realizados ao nível exploratório/esquemático sejam de pouca valia devido à pobreza de detalhes, há que se levar em conta que estes levantamentos foram importantíssimos para o estabelecimento de políticas públicas direcionadas à geração de produtos cartográficos para conhecimento do uso e da capacidade de suporte das terras no âmbito regional. No contexto geral, para todos os demais fins a que se possam destinar os levantamentos pedológicos que exigem maior detalhe, pode-se dizer que o Brasil é um país totalmente carente (OLIVEIRA, 1999).

A continuidade na execução de levantamentos, em quaisquer níveis, depende principalmente dos avanços que a informática possa trazer para os levantamentos de solos, principalmente nos chamados mapas digitais de solos. Não com o intuito de substituir o método convencional de levantamento de solos, mas sim como uma ferramenta auxiliar que possa diminuir custos, agilizar procedimentos e aumentar a acurácia dos resultados.

Não são poucos os trabalhos, multidisciplinares que têm demonstrado a eficiência de ferramentas tecnológicas no estudo dos solos. Como exemplo pode-se citar a espectrorradiometria orbital onde apesar do fato de que o solo é geralmente coberto por vegetação, e que, em qualquer caso, apenas a superfície do solo é visível, algumas propriedades do solo podem ser apreciadas diretamente pelas suas assinaturas espectrais (ROSSITER, 2005), tais como umidade do solo (JACKSON; SCHMUGGE; ENGMAN, 1996), características físicas e químicas (HUETTE, 1988; PALACIOS-ORUETA; USTIN, 1998; ODEH; MCBRATNEY, 2000) sais (METTERNICHT; ZINCK, 2003), além do uso integrado de técnicas de geoestatística com dados de sensoriamento remoto para espacialização de dados (STEIN, 1998).

Além da espectrorradiometria orbital têm-se a terrestre com trabalhos evidenciando fortes relações entre respostas espectrais e propriedades do solo, como capacidade de troca catiônica, carbono orgânico, cálcio, magnésio, soma de bases, óxidos de ferro (CHANG et

al., 2001; SHEPHERD; WALSH, 2002; MADEIRA NETTO et al., 1995; DOBOS et al., 2000; FIORIO, 2002; NANNI; DEMATTÊ, 2006).

Outro exemplo de geotecnologia aplicado ao estudo do solo é o uso dos modelos numéricos do terreno e de seus derivados, primários e secundários (McBRATNEY; MENDONÇA SANTOS; MINASNY, 2003), que vêm sendo aplicados na caracterização e delimitação das unidades de mapeamento (MOORE; GESSLER; NIELSON, 1993; ODEH; McBRATNEY; CHITTLEBOROUGH, 1994; FRANKLIN, 1995; GESSLER et al., 1995; IRVIN; VENTURA; SLATER, 1996; VENTURA; IRVIN, 1996; MCKENZIE et al., 2000). Apesar de estes atributos topográficos terem comprovada relação com os atributos do solo desde o trabalho de Milne (1935), passaram a ser mais utilizados nos últimos anos, principalmente, devido ao progresso tecnológico que facilitou o acesso a computadores cada vez mais robustos, além de ferramentas como SIG e GPS (ROSSITER, 2005).

Embora todas as referidas técnicas tenham auxílio comprovado, isto vem ocorrendo de forma dispersa e não há trabalhos unindo técnicas de geoprocessamento, sensoriamento remoto (orbital e terrestre), análise do relevo, observações de campo e conhecimento técnico de forma concisa, apurada e científica para levantamento de solos. Mas qual o propósito de tantos trabalhos básicos em morfopedologia, fotopedologia, sensoriamento remoto e geoprocessamento comprovarem, cada um pela sua visão científica, o auxílio em levantamento de solos? Nada mais lógico do que integrar as informações geradas de maneira a poderem ser aplicadas, tendo como resultado final um mapa de solos mais preciso, menos oneroso e mais rápido em grandes áreas.

Assim, o presente trabalho se alicerça na hipótese de que é possível determinar um método que permita caracterizar, discriminar e espacializar classes de solos integrando o conhecimento de informações obtidas por sensoriamento remoto e geoprocessamento, uma vez que estas técnicas se auto – completam, tendo como principal objetivo gerar um mapa semi-detalhado do solo equivalente a um mapa de solos semi-detalhado convencional.

## **5.2 Materiais e Métodos**

### 5.2.1 Descrição da área de estudo

A área de estudo compreende de duas áreas comerciais de cultivo de cana de açúcar (área 1 e área 2), onde cada uma, por sua vez, é composta de várias glebas não contínuas e divididas em sistema de talhões (Figura 1). Estas áreas localizam-se na região nordeste do Estado de São Paulo, envolvendo diversos municípios como São Carlos, Araraquara, Ibaté, entre outros, e sendo delimitada pelas coordenadas geográficas  $21^{\circ}16'59''$  S /  $48^{\circ}39'31''$  W e  $21^{\circ}45'19''$  S /  $48^{\circ}6'2''$  W. Apresentam aproximadamente 28.000 ha de área total, sendo 15.000 ha na área 1 e 13.000 ha na área 2. As altitudes na região variam de 450 a 900 m e o clima é do tipo Cwb – temperado com inverno seco. A precipitação e temperatura média anual são de 1000 a 1.800 mm e  $20^{\circ}\text{C}$ , respectivamente (ICMC, 2005).

A litologia é representada principalmente pelas formações Serra Geral, Botucatu e Pirambóia (Grupo São Bento) e cobertura da Serra de Santana e Similares (Grupo Taubaté). As rochas da formação Serra Geral são vulcânicas oriundas de derrames basálticos; as da Formação Botucatu são arenitos eólicos; as da Formação Pirambóia são constituídas de arenitos oriundos de depósitos fluviais e de planícies de inundação (BISTRICHI et al., 1981).

A vegetação primitiva está representada predominantemente por cerrados e cerradões e por matas nas áreas onde os solos são argilosos e mais férteis

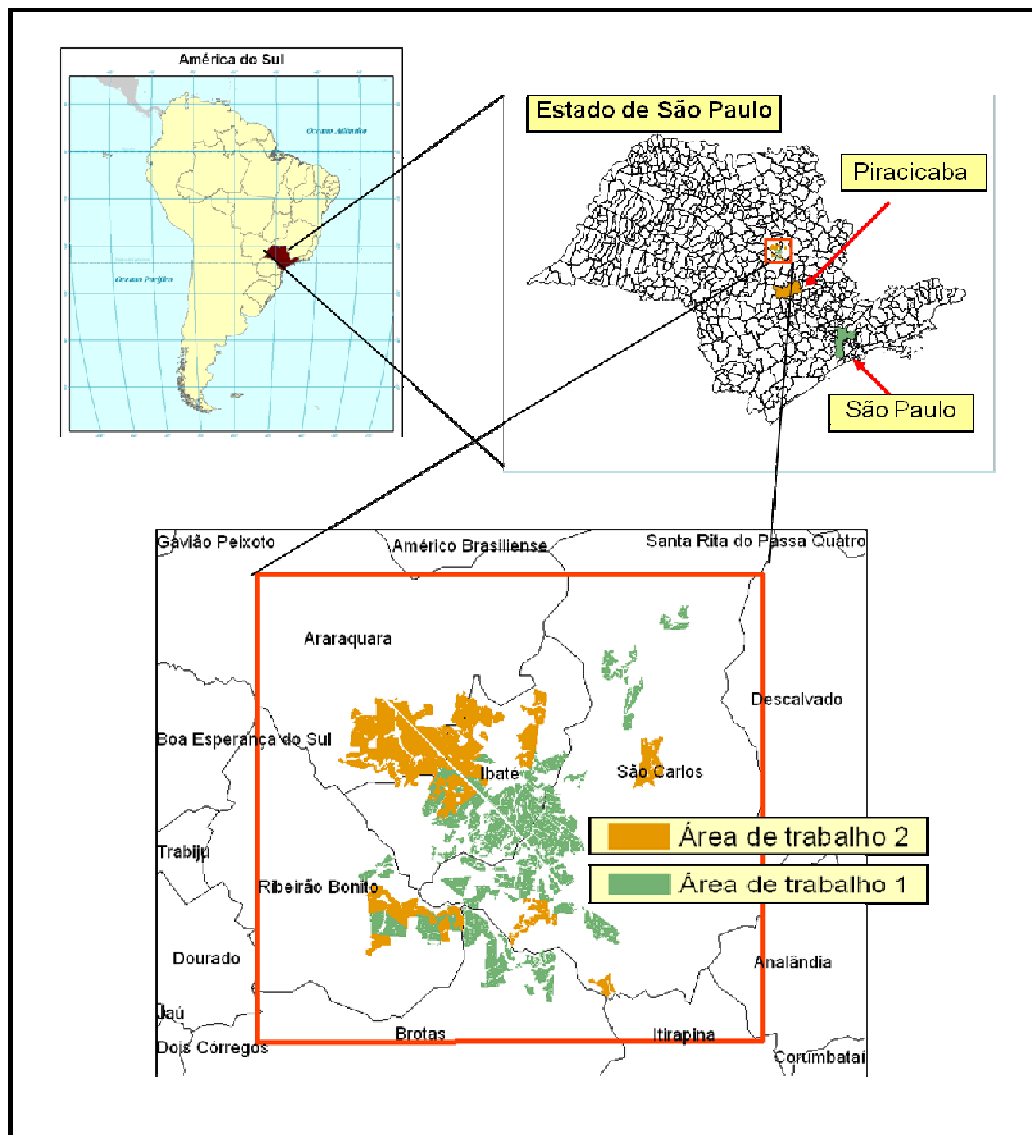


Figura 1 – Localização da área de estudo

### 5.2.2 Processo Metodológico

A área de estudo está dividida em duas subáreas. Para a área 1 já existe um mapa de solos semi-detalhado, obtido pelo método convencional. Esta área servirá para a obtenção de diversos padrões que serão utilizados para o mapeamento digital dos solos de uma segunda área, ou seja, da área 2. Assim, o método que será aplicado no desenvolvimento do trabalho consiste de três fases principais (Figura 2).

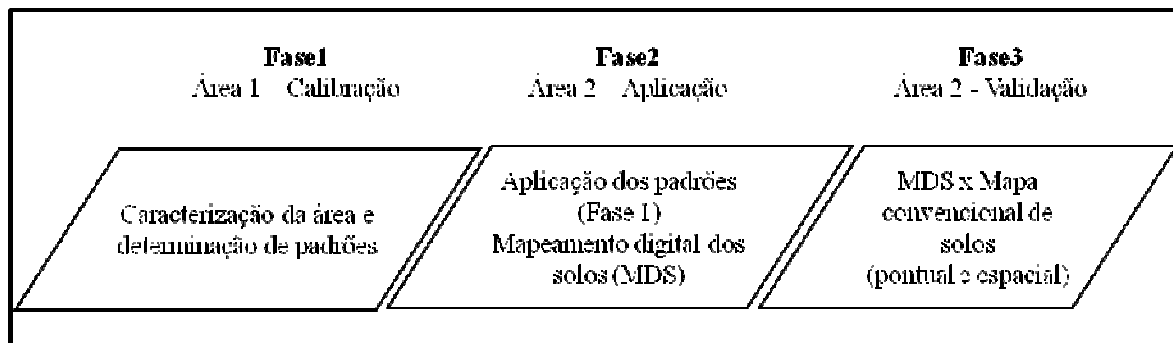


Figura 2 - Ilustração das três principais fases do trabalho

### 5.2.2.1 Fase 1 - Determinação de padrões a partir da área 1

Nesta fase, os estudos se deram na área 1, para a qual é existente um mapa de solos semi-detalhado, obtido de maneira convencional, além de 300 pontos de amostragem distribuídos de acordo com o método da transecção (acompanhando as toposseqüências da paisagem). Estas amostras foram coletadas (EMBRAPA, 1995) em três profundidades diferentes (0-20, 40-60 e 80-100 cm), o que totaliza 900 amostras de terra. Associadas a estas amostras, estão os resultados de análises para os seguintes atributos: areia, silte, argila,  $Fe_2O_3$ ,  $TiO_2$ ,  $SiO_2$  e  $Al_2O_3$  de acordo com Camargo et al. (1986) e  $Ca^{2+}$ ,  $Mg^{2+}$ ,  $Al^{3+}$  e  $H^+ + Al^{3+}$  determinados de acordo com Rajj e Quaggio (2001). Além disso, todos os pontos amostrados estão georreferenciados (Projeção UTM, Datum: SAD 69, Fuso 22S).

Associados a estes conhecimentos prévios da área, serão abordados a seguir quatro tipos de técnicas que servirão, entre outras, para caracterizar os solos presentes na área (Figura 3).

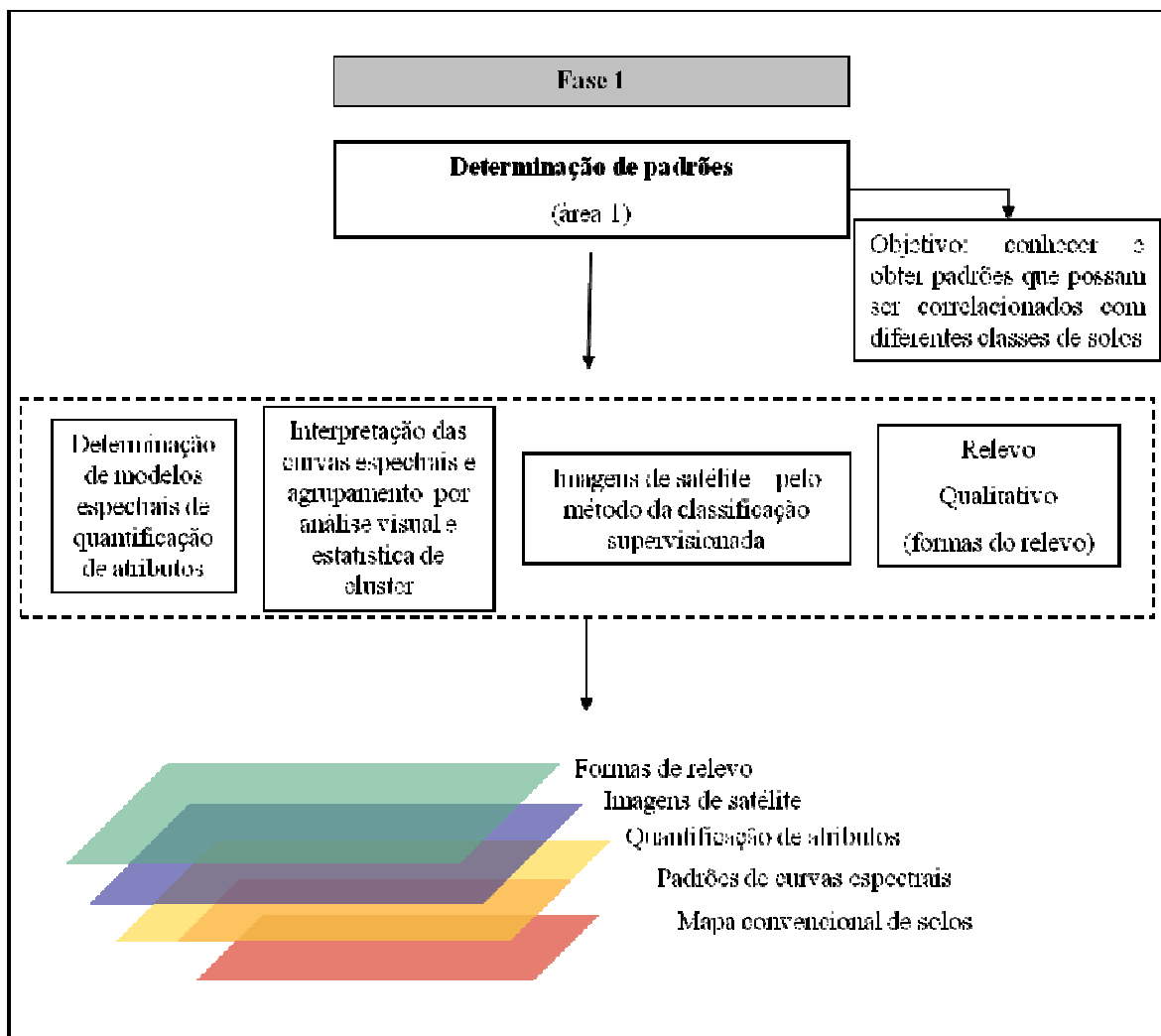


Figura 3 - Fluxograma das atividades da fase 1

#### 5.2.2.1.1 Obtenção dos dados espectrais em nível de laboratório

Os dados espectrais das 900 amostras de terra foram obtidos por meio do sensor Fieldspec (350 a 2.500 nm), seguindo os procedimentos adotados por Nanni e Demattê (2006). Posteriormente os dados espectrais foram processados no software AutoSignal v1.7, realizando-se a suavização das curva através do método Savitzky-Golay (SAVITZKY; GOLAY, 1964) com polinômio de 2º ordem e janela de 9 pontos. Ainda de acordo com Nanni e Demattê (2006), os dados foram processados trabalhando-se, então, com 22 bandas e 13 alturas.

De posse dos dados processados montou-se uma matriz de dados consideraram-se como variáveis dependentes os atributos do solo determinados em laboratório convencional e como variáveis independentes os dados espectrais. Assim, as análises estatísticas foram conduzidas de forma a obter equações de regressão múltiplas para estimar os atributos do solo. As matrizes com os dados foram analisadas baseadas em 19 atributos físicos e químicos do solo (areia, argila, pH em H<sub>2</sub>O, pH em KCl, MO, P, K, C, Mg, H+Al, Al, SB, CTC, M%, V%, Fe<sub>2</sub>O<sub>3</sub>, SiO<sub>2</sub>, Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub> e ki). Todos estes atributos foram submetidos à análise de assimetria e curtose e quando necessário foram normalizados.

Utilizando-se do software SPSS 11.0 realizou-se as análises de regressão linear múltiplas pelo método stepwise (GLANTZ ; SLINKER, 1990), determinando-se as equações para estimativa dos atributos do solo a partir de dados espectrais. Estas equações foram avaliadas de acordo com os índices R<sup>2</sup>, RMSE e e<sub>m</sub> (PROBERT et al., 1998; KOBAYASHI; SALAM, 2000; BROWN et al., 2006; WOLSCHICK et al., 2007).

#### **5.2.2.1.2 Curvas espectrais puras**

Foram obtidas curvas espectrais para cada ponto amostrado e nas diferentes profundidades que posteriormente foram agrupadas conforme suas respectivas classes de solos e, então, avaliadas quanto à forma, intensidade e bandas de absorção (SHEPHERD; WALSH; 2002; DEMATTÊ et al., 2004b), e também quanto a análise da segunda derivada da função Kubelka-Munk (KOSMAS et al., 1984; SCHEINOST et al., 1998; BARRÓN; MELLO; TORRENT, et al., 2000; FERNADES et al.; 2004) para posteriormente serem utilizadas como padrões para agrupamento das curvas que serão obtidas na área 2.

#### **5.2.2.1.3 Imagens de satélite e classificação supervisionada**

Foram utilizadas cinco imagens provenientes do satélite Landsat 5 (sensor TM - Thematic Mapper), órbita-ponto 220/75, datadas de 17/08/2002, 14/8/2004, 17/8/2005, 5/9/2006, 8/9/2007.

Primeiramente as imagens foram registradas seguindo a orientação de Santos et al. (1988) e Mitishita et al. (1988). Objetivando manter o valor do pixel o mais semelhante possível ao seu valor original, utilizou-se do método de interpolação denominado vizinho mais próximo, corrigindo apenas as distorções de escala, deslocamento ou rotação existente a imagem e a projeção terrestre (CRÓSTA, 1992). Todos os procedimentos de registro foram realizados no programa ENVI 4.3 (RSI, 2006), utilizando-se do sistema de projeção UTM e do Datum SAD-69.

Posteriormente os números digitais da imagem foram transformados em reflectância aparente (RA) (CÂMARA et al., 1996; ANTUNES et al., 2003), para, então, serem transformadas em imagens de reflectância de superfície (VERMOTE et al., 1997), através do programa 6S (Second Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum).

Com o intuito de separar áreas de vegetação daquelas de solo exposto foram gerou-se no programa ENVI 4.3 o Modelo Linear de Mistura Espectral – MLME, (ADAMS; SMITH; GILLESPIE; 1993; SHIMABUKURO; SMITH, 1991) e uma imagem de Índice de Vegetação por Diferença Normalizada – NDVI (ROUSE et al., 1974; DEERING et al., 1975), para cada imagem. Assim, em cada uma das imagens (reflectância de superfície) foram sobrepostos os pontos de amostragem e somente aqueles que estavam em áreas de solo exposto foram preservados e utilizados como referencia para uma posterior classificação supervisionada. Em cada um dos pontos selecionados foi observado e classificado o teor de argila, na camada superficial, em uma das seguintes classes: arenosa ( $< 150 \text{ g kg}^{-1}$ ), media arenosa ( $150 - 250 \text{ g kg}^{-1}$ ), media argilosa ( $250 - 350 \text{ g kg}^{-1}$ ), argilosa ( $350 - 600 \text{ g kg}^{-1}$ ), e muito argilosa ( $> 600 \text{ g kg}^{-1}$ ). Desta forma, a informação espectral do conjunto de pontos pertencentes a cada uma destas classes foi agrupada em uma biblioteca. Na seqüência gerou-se a classificação supervisionada propriamente dita utilizando-se o algoritmo de distribuição gaussiana por máxima verossimilhança (RODRIGUES; ROCHA; PEREZ FILHO, 2007). Para fins de facilitar a observação determinaram-se cinco cores diferentes, respectivamente uma para cada classe textural, sendo marrom para a classe muito argilosa, amarelo para a argilosa, azul para a médio argilosa, verde para a médio arenosa e vermelho para a arenosa.



Uma vez que as áreas de solo exposto recobertas pelas imagens de classificação supervisionada variaram de imagem para imagem, optou-se pela constituição de um mosaico que propiciasse reunir em uma única imagem a maior cobertura possível de área abrangida pela classificação supervisionada.

#### **5.2.2.1.4 Relevo qualitativo (formas do relevo)**

Utilizando-se de curvas de nível com eqüidistância vertical de 20 m gerou-se um modelo digital de elevação (MDE) com células de 20 por 20 m. A partir deste derivou-se os atributos primários (declividade e plano de curvatura), e secundários (índice topográfico composto - CTI e potencial de densidade de drenagem-PDD), do relevo segundo Moore, Grayson e Ladson (1991), Moore, Gessler e Nielson (1993), Dobos et al. (2000), Shary, Sharayab e Mitusov (2002), Gessler et al. (1995), McBratney, Mendonça Santos e Minasny (2003).

Os mapas espaciais dos referidos atributos primários e secundários foram tabulados, no software ArcGis, com o mapa semi-detalhado de solos (pré existente para a área 1), com intento de obter correlações entre as informações de relevo e as diversas classes de solos, de forma a poder utilizá-los como informação adicional na delimitação das unidades de mapeamentos do mapa digital de solos (área 2).

#### **5.2.2.2 Fase 2 - Aplicação dos padrões para a área 2**

Nesta fase o principal objetivo foi utilizar todos os padrões e conhecimentos adquiridos na Fase 1, além de outras informações, que serão descritas adiante, e aplicá-los à área 2 com a finalidade de classificar e mapear, em nível semi-detalhado, os solos desta área.

Primeiramente serão descritas as etapas que visam caracterizar cada ponto amostral e fornecer suporte a sua respectiva classificação taxonômica. Em seguida serão descritas as

etapas que visam fornecer informações em nível espacial e serão úteis para a tomada de decisão quanto aos limites das unidades de mapeamento.

#### **5.2.2.2.1 Análises pontuais**

##### **5.2.2.2.1.1 Visita de campo, coleta e processamento das amostras de terra**

Inicialmente percorreu-se a área 2 realizando-se um reconhecimento geral do local. Como apoio de campo, utilizou-se imagens de satélite e cartas planialtimétricas. Desta forma, seguindo o método da transecção (acompanhando as toposequências da paisagem), realizou-se, além de observações de campo, coleta de 225 pontos com trado holandês em três profundidades 0-20, 40-60 e 80-100 cm.

Semelhante a fase 1, os dados foram submetidos as mesmas análise físicas e químicas em laboratório de rotina e também utilizadas para obtenção dos respectivos dados espectrais que, posteriormente, foram processados segundo Nanni e Dematê (2006), para conclusão da matriz de dados.

#### **5.2.2.2.2 Aplicação dos padrões adquiridos na Fase 1**

##### **5.2.2.2.2.1 Aplicação dos modelos espectrais de quantificação de atributos definidos na Fase 1**

Os dados espectrais obtidos pelo sensor foram tabulados em uma planilha do Office Excel e preparados semelhantemente a Fase 1. Posteriormente submeteu-se este as equações obtidas com dados da área 1, respectivamente para cada atributo físico, químico ou mineralógico estudado. Assim, foi possível criar uma tabela com os resultados analíticos de cada uma das 225 amostras de solo semelhante a uma análise de rotina convencional, porém obtida através de dados espectrais.

Como informação complementar realizou-se a leitura da cor da camada superficial e subsuperficial, em laboratório com amostras úmidas, pelo método do colorímetro, utilizando-se do aparelho Minolta, modelo CR 300, com capacidade de leitura em

diferentes sistemas de cores, dos quais trabalhou-se com o sistema Munsell, assim como descrito por Campos, Demattê e Quartaroli, (2003).

#### **5.2.2.2.2 Análise de Agrupamento de Cluster**

Com o objetivo de definir grupos homogêneos, em meio às amostras analisadas, realizou-se uma análise de agrupamento (Cluster Analysis). Esta análise baseou-se nas informações espectrais de cada tradagem, nas três profundidades concomitantemente, ou seja, o sistema comparou todas as tradagens determinando os grupos de curvas mais semelhantes.

A estratégia de agrupamento utilizada foi a “Average Linkage”, que permitiu obter agrupamentos seqüenciais, aglomerativos, hierárquicos, não superpostos e expressar os resultados através de gráficos de esquemas hierárquicos ou dendrogramas (SNEATH; SOKAL, 1973). O coeficiente de semelhança utilizado foi o da distância euclidiana. O software utilizado para análise dos dados foi o SPSS 11.0.

#### **5.2.2.2.3 Análises das curvas espectrais**

Baseando-se nos padrões determinados na Fase 1 as curvas espectrais obtidas nesta fase foram agrupadas permitindo estimar a qual classe de solos cada grupo pertence.

Desta forma, associado à tabela de quantificação dos atributos de cada ponto amostral, tem-se uma indicação, para cada amostra, da classe de solo que este mais se assemelha de acordo com os padrões das curvas espectrais. Entretanto, a decisão final, quanto à classificação taxonômica de cada amostra de terra, será tomada com base no conjunto de informações reunidas e não apenas em uma informação isolada.

#### **5.2.2.2.4 Classificação pontual dos solos baseado nas informações adquiridas**

Uma vez adquirido o montante de informações, já mencionados anteriormente, a seqüência de trabalho (Figura 4), que resultou na classificação taxonômica (EMBRAPA, 2006) do solo nos locais de amostragem consistiu de:

- 1) Agrupar as amostras de solo com base nos padrões visuais das curvas espectrais;

2) Organizar os dados quantitativos referentes aos atributos físicos, químicos e mineralógicos de cada ponto amostral, determinados por meio das equações estabelecidas na Fase 1, além das informações de cor em forma de uma tabela similar a uma tabela de análise de rotina de solo obtido da forma convencional;

3) De acordo com os dados contidos nesta tabela os grupos de solos previamente determinados (fase de agrupamento) foram ajustados e cada ponto foi devidamente classificado segundo EMBRAPA (2006). O processo é semelhante à interpretação de análise de solo pelo método tradicional, porém, analisados informações de análises não convencionais de solos (análises químicas, físicas e mineralógicas);

4) Posteriormente, em situações onde as informações acima, referentes a um ponto de amostra, não foram suficientes para atender os critérios de classificação observou-se, dentro do agrupamento de cluster, a amostra mais similar e que havia sido classificada, atribuindo-se a classe de solo desta para a amostra não classificada;

5) Outro fator utilizado como apoio na tomada de decisão quanto a classificação final dos solos foram os atributos de relevo (declividade, elevação). Assim, observou-se a posição de cada ponto no relevo, em ambiente SIG, e baseando-se nos padrões obtidos na Fase 1, pelos quais os índices de relevo indicam a possibilidade de ocorrência de um determinado tipo de solos, somou-se estas informações ao montante para decisão final.

### **5.2.2.2.3 Análises espaciais e delimitação das linhas de solo**

#### **5.2.2.2.3.1 Imagens de satélite (Classificação Supervisionada)**

Esta etapa utilizou-se do método da classificação supervisionada para caracterizar a superfície da área de estudo, por informações orbitais, baseando-se nos padrões adquiridos na Fase 1. Desta forma, obteve-se informações auxiliares, não com o objetivo classificar o solo, mas sim de complementar a base de dados para tomada de decisão na delimitação das unidades de mapeamento.

#### **5.2.2.2.3.2 Análise do relevo**

Semelhante as método tradicional de delimitação de linhas de solos, utilizou-se como apoio cartográfico curvas planialtimétricas, com equidistância vertical de 20 m, além de observações realizadas no mapa de declividade da área.

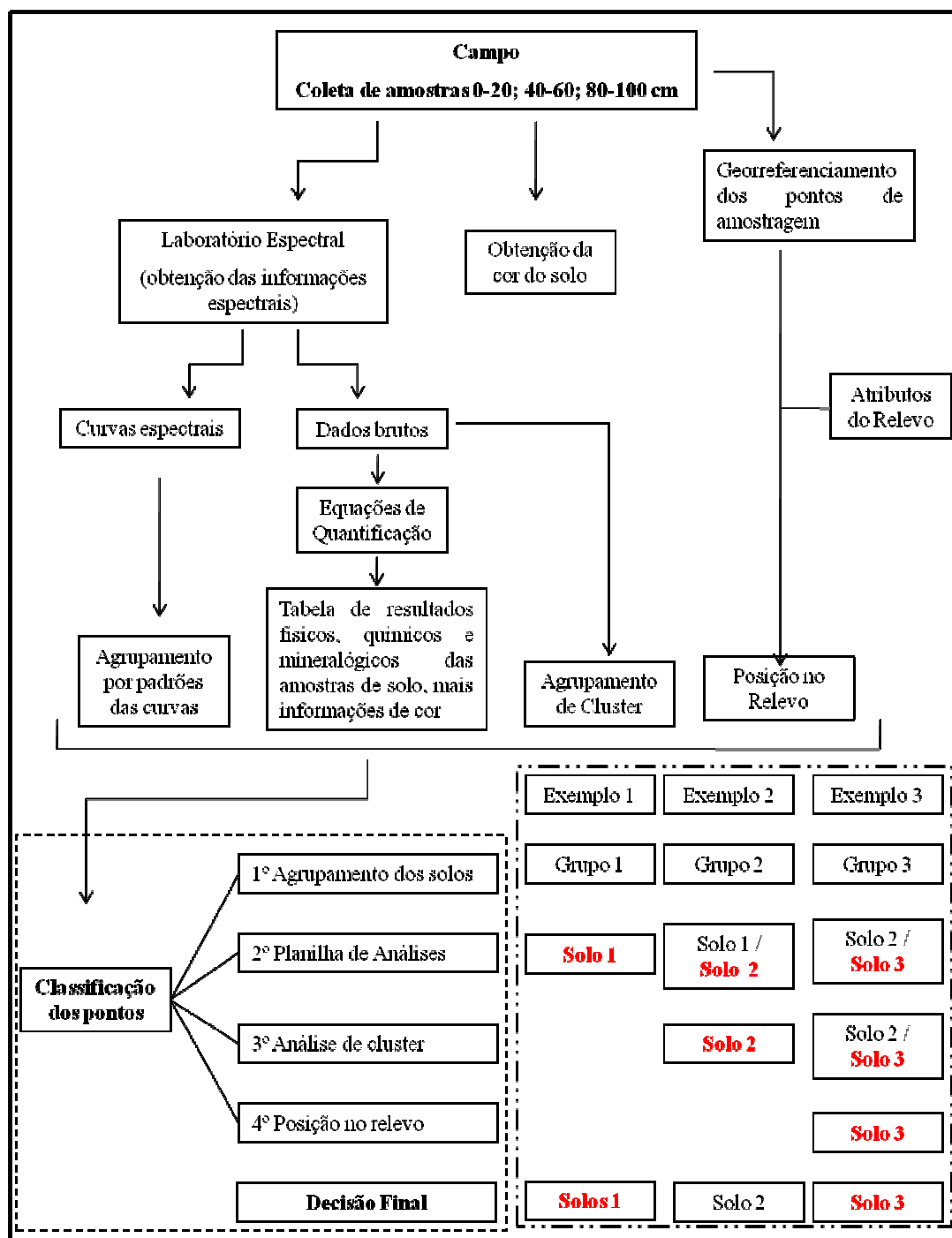


Figura 4 - Fluxograma – coleta e classificação da amostra

Este gráfico ilustra a seqüência de trabalho, desde a coleta da amostra de solo até a decisão final sobre a classificação taxonômica do solo e incluindo três exemplos ilustrativos da tomada de decisão final. No exemplo 1 o agrupamento e a planilha de análises foram suficientes para classificar o solo; no exemplo 2 a planilha deixou dúvidas e a decisão final foi tomada com auxílio da análise de cluster e no exemplo 3 a decisão final só foi tomada pela posição do ponto no relevo.

### 5.2.2.2.3.3 Delimitação das unidades de mapeamento

Todas as informações obtidas no trabalho (classificação pontual, relevo, imagem de classificação supervisionada) foram organizadas em um banco de dados e trabalhadas no SIG ArcGis 9.2. Desta forma, cada um destes itens formaram um plano de informação que auxiliaram na tomada de decisão quanto a delimitação das unidades de mapeamento (Figura 5). A delimitação foi realizada manualmente, por digitalização dos vetores (polígonos).

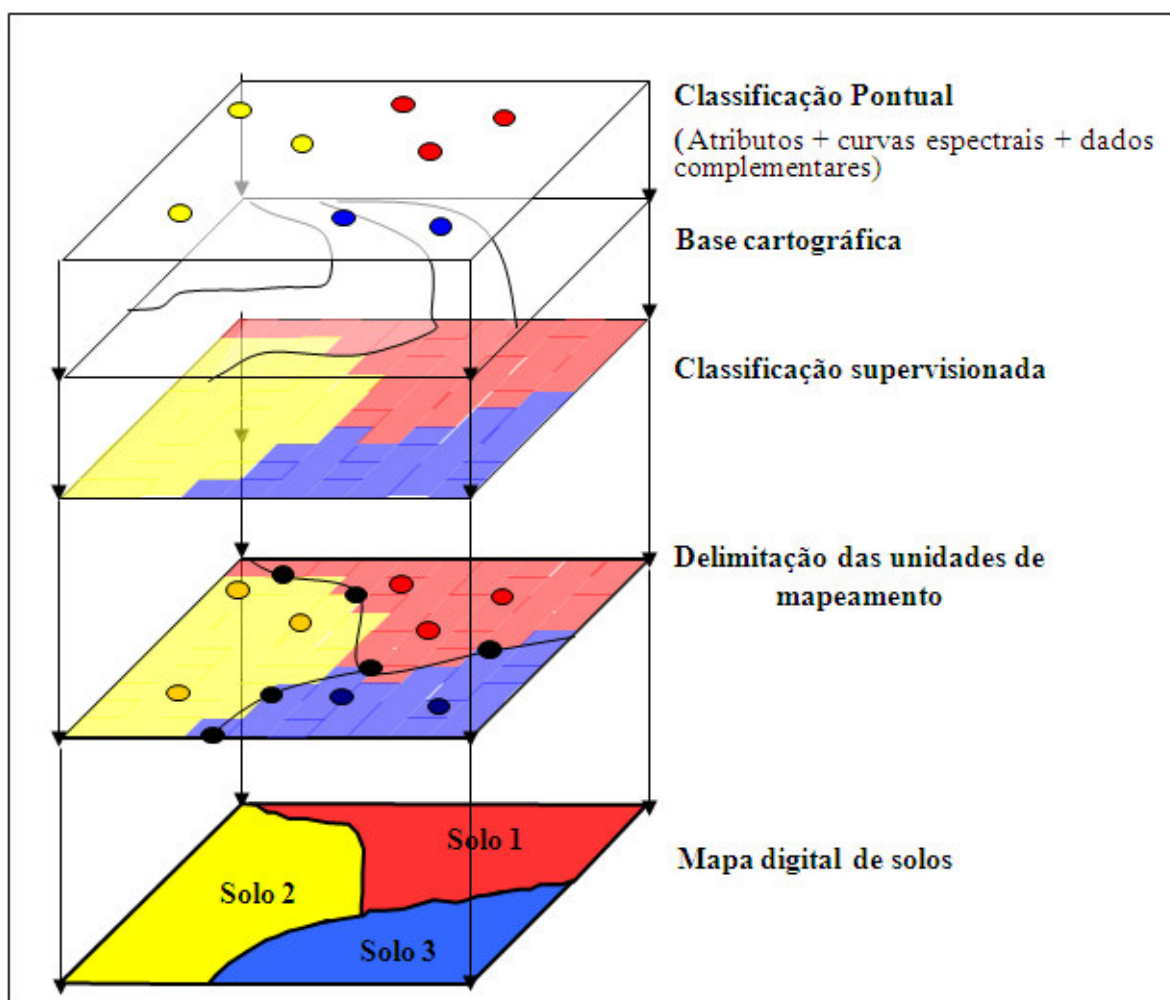


Figura 5 - Ilustração da disposição das camadas de informações que irão compor o mapa digital de solos

### 5.2.2.3 Fase 3 - Validação do mapa digital de solos

Para validação do mapa digital utilizou-se do método de tabulação cruzada entre as informações deste e as de um mapa de solos da área, em nível semi-detalhado, obtido pelo método convencional (pré - existente). Esta tabulação deu-se em duas vertentes.

Na primeira avaliaram-se as informações pontuais, ou seja, os pontos de tradagens onde foram classificados os solos, tanto pelo método tradicional (considerado como verdade ou dado observado) quanto pelo método proposto neste trabalho (considerado como dado estimado).

Na segunda avaliaram-se as informações espaciais, ou seja, as áreas representativas de cada unidade de mapeamento comparando sempre o mapa tradicional com o digital.

Em ambos os casos comparou-se primeiramente o solo classificado até o terceiro nível categórico (EMBRAPA, 2006), mais a informação de textura (Por exemplo LVdf2 – Latossolo Vermelho Distroférrico textura argilosa). Posteriormente esta nomenclatura foi decomposta e avaliado os critérios separadamente onde teve-se:

- Classe de solo – classes de solos do primeiro nível categórico (EMBRAPA, 2006);
- Cor do solo – foram consideradas três classes de cores: Vermelho, Amarelo e Vermelho Amarelo. Como na determinação das cores pelo calorímetros tem-se matizes com valores decimais e contínuos, foram determinadas matizes intermediárias para a classificação dos solos, onde matizes mais amarelas que 7.5YR foram considerados amarelos, matizes mais vermelhas que 7.5YR e mais amarela que 2.5YR foram consideradas vermelho amarelas e por fim, matizes mais vermelhas que 2.5YR considerou-se vermelha.
- Fertilidade – nesta etapa foram analisados três grupos: Eutróficos, Distróficos, Alumínicos; adotando-se para isto os critérios da EMBRAPA (2006).
- Óxidos de Ferro – estes foram avaliados quanto a presença ou ausência na classificação, adotando-se os critérios da EMBRAPA (2006).



- Textura do solos – foram considerados cinco grupos texturais: 1-muito argilosa (mais de 60% de argila); 2-argilosa (de 35 a 60% de argila); 3-média argilosa (de 25 a 35% de argila); 4-média arenosa (de 15 a 25% de argila); e 5-arenosa (menos de 15% de argila).

Cada uma das tabulações cruzadas deu origem a uma matriz de confusão (STORY; CONGALTON, 1986), a partir da qual foram derivadas medidas de precisão da classificação, sendo elas a exatidão global e o índice Kappa, cujos cálculos são descritos por Congalton e Green (1999).

A exatidão global é calculada dividindo a soma da diagonal principal da matriz de erros  $x_{ii}$ , pelo número total de amostras coletadas  $n$ , ou seja:

$$G = \frac{\sum_{i=1}^c x_{ii}}{n}$$

O coeficiente Kappa pode ser calculado através da seguinte equação:

$$K = \frac{n \sum_{i=1}^c x_{ii} - \sum_{i=1}^c x_{i+} x_{+i}}{n^2 - \sum_{i=1}^c x_{i+} x_{+i}}$$

Onde  $K$  é uma estimativa do coeficiente Kappa;  $x_{ii}$  é o valor na linha  $i$  e coluna  $i$ ;  $x_{i+}$  é a soma da linha  $i$  e  $x_{+i}$  é a soma da coluna  $i$  da matriz de confusão;  $n$  é o número total de amostras e  $c$  o número total de classes.

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

Tabela 1 – Índice Kappa e o 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

Ao redor do valor de Kappa foram calculados intervalos de confiança usando a variância da amostra (var), a fim de determinar se o nível de acerto da classificação e os dados de referencia são significativamente maior que zero. O teste estatístico para testar a significação de uma única matriz de confusão e determinado pela equação a seguir (CONGALTON; ODERWALD; MEAD, 1983):

$$Z = \frac{k}{\sqrt{\text{var}(k)}}$$

Onde Z é unificado e normalmente distribuído e var é a grande variância da amostra do coeficiente Kappa, que pode ser calculado usando o método de Delta como segue:

$$\text{var}(k) = \frac{1}{n} \left[ \frac{\theta_1(1-\theta_1)}{(1-\theta_2)^2} + \frac{2(1-\theta_1)(2\theta_1\theta_2 - \theta_3)}{(1-\theta_2)^3} + \frac{(1-\theta_1)^2(\theta_4 - 4\theta_2^2)}{(1-\theta_2)^4} \right]$$

Onde

$$\theta_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^c x_{ii}, \quad \theta_2 = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^c x_{i+} x_{+i},$$

$$\theta_3 = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^c x_{ii} (x_{i+} + x_{+i}), \quad \theta_4 = \frac{1}{n^3} \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^c x_{ij} (x_{j+} + x_{+j})^2$$

Se  $Z$  excede 1.96, então a diferença é significativa ao nível 95% de confiança (ROSENFELD; FITZPATRICK-LINS, 1986). Se  $Z$  excede 2.58, então a diferença é significativa ao nível 99% de confiança (GONG; HOWARTH, 1992).

### 5.3 Resultados e Discussões

#### 5.3.1 Quantificação dos atributos do Solo

Equações de regressão múltipla foram ajustadas para predição dos valores de 19 atributos do solo a partir de sua resposta espectral (Tabela 2). Destes, seis apresentaram  $R^2$  superior a 0,59, sendo eles:  $Fe_2O_3$ ,  $Al_2O_3$ , Argila, Areia,  $ki$  e  $SiO_2$ . Esses resultados corroboram os obtidos por Janik, Merry e Skjemstad et al., (1998), Nanni (2000), Fiorio (2002) e Demattê et al., (2004a). Altos coeficientes, principalmente, dos atributos físicos como areia e argila têm sido alcançados, visto que estes parâmetros influenciam de forma mais intensa a resposta espectral do solo.

A soma de bases (S), a capacidade de troca catiônica (CTC) e a saturação por bases (V%) apresentaram, respectivamente, valores de  $R^2$  de 0,44, 0,46 e 0,29. Discordando de Nanni e Demattê (2001), Dunn et al., (2002) e Demattê et al., (2004a), que encontraram valores de  $R^2$  superiores a 0,74 para este atributos. Entretanto, tais atributos normalmente mostram coeficientes com valores menores que 50% (DEMATTÊ; GARCIA, 1999; FIORIO, 2002; SOUSA JUNIOR, 2005). Segundo Demattê et al., (2004a), poucos trabalhos tem sido realizados para explicar a influência das propriedades químicas na resposta espectral dos solos devido à natureza dinâmica das reações do solo.

Objetivando verificar a possibilidade da utilização dos dados de fertilidade estimados pelas equações, principalmente aqueles utilizados como critérios para alcançar o terceiro nível categórico na classificação, comparou-se os valores estimados com os valores determinados em laboratório de análise convencional de solos. Este procedimento deu-se para os atributos saturação por bases (V%), saturação por alumínio (m%) e teor de alumínio extraível, uma vez que os principais grupos (dentro do terceiro nível categórico) que se encontram na área de estudo são os Eutróficos, Distróficos e Alumínicos (SOUSA JUNIOR, 2005). Antes de se proceder a correlação dos dados, estes foram agrupados dentro dos critérios da classificação, sendo dois grupos para o V% (menor que 50% ou maior igual

a 50%, dois grupos para o m% (menor que 50% ou maior igual a 50%) e dois grupos para o Alumínio extraível (menor que  $4 \text{ cmol}_c\text{kg}^{-1}$  ou maior igual a  $4 \text{ cmol}_c\text{kg}^{-1}$ ).

Como resultado obteve-se uma tabela de acerto e erro (Tabela 3). Verifica-se que os valores obtidos pelas equações tenderam a superestimar solos distróficos e subestimar solos Eutróficos e Alumínicos. No entanto, a porcentagem de acerto superou os 76% e chegando até 98% no caso dos grupos de m%.

Tabela 2 - Equações de regressão múltiplas elaboradas a partir da reflectância do solo obtidas em nível terrestre

Atributos	Equações Múltiplas <sup>(1)</sup>	R <sup>2</sup>	RMSD <sup>(2)</sup>	Em <sup>(3)</sup>
Areia (g kg <sup>-1</sup> )	Areia = <b>492,670 + 9238,361*B1 - 17757,3*B7 + 13103,650*B8 - 16954,5*B13 + 9377,436*B16 + 9137,825*B19 + 35906,619*H5 - 9926,709*H8 - 2483,122*H12</b>	0,71	106,31	21,36
Argila (g kg <sup>-1</sup> )	ARGILA = <b>344,485 + 21560,041*H2 + 1973,068*B7 - 3895,359*B21 - 10231,5*H5 - 30019,3*B3 + 21789,511*B5 + 6386,753*B4 + 2877,608*H8 + 6253,900*B13 - 4353,122*B16</b>	0,75	63,8	20,65
pH H <sub>2</sub> O	pH H <sub>2</sub> O = <b>5,548 + 47,487*H8 - 105,410*H5 + 31,770*H7 + 15,732*H10</b>	0,19	0,45	6,88
pH KCl	PH KCL = <b>4,984 + 18,388*H10 + 48,163*H8 + 15,798*H9 - 111,463*H5 + 23,865*H7 + 12,211*H3 - 3,828*H4</b>	0,24	0,46	7,99
MO <sup>(4)</sup> (g kg <sup>-1</sup> )	M.O. = <b>24,887 - 160,911*H4 - 91,569*B21 - 185,125*H3 - 282,773*H5</b>	0,32	4,16	37,88
P (mg kg <sup>-1</sup> )	P = <b>(0,84 + 2,016*H3 + 7,911**H5 - 1,408*H8 - 0,839*H11 + 0,994*H4 + 0,196*H12) - 10</b>	0,31	11,29	57,54
K (mmol <sub>c</sub> kg <sup>-1</sup> )	K = <b>10</b> (-0,225 + 11,788*H11 - 15,520*H3)	0,1	1,08	106,42
Ca (mmol <sub>c</sub> kg <sup>-1</sup> )	CA = <b>10</b> (1,311 + 4,059*H10 + 40,654*H8 + 9,541*H9 - 56,672*H5 + 17,047*H7)	0,42	8,21	47,03
Mg (mmol <sub>c</sub> kg <sup>-1</sup> )	Mg = <b>(0,810 + 4,797*H6 - 5,059*H8 + 2,575*B6 - 1,023*H12 - 2,594*B7 - 2,695*H7 + 8,576H5 + 0,751*B22 + 2,761*H1) -10</b>	0,41	0,15	9,04
H+Al <sup>(5)</sup> (mmol <sub>c</sub> kg <sup>-1</sup> )	H+AL = <b>(5,797 + 26,891*H11 + 63,635*H5 + 27,232*H1 - 30,428*H3 + 23,031*H9) <sup>2</sup></b>	0,16	9,03	25,80

Tabela 2 - Equações de regressão múltiplas elaboradas a partir da reflectância do solo obtidas em nível terrestre Continua...

Atributos	Equações Múltiplas	R <sup>2</sup>	RMSD	Em
Al (mmol <sub>c</sub> kg <sup>-1</sup> )	$AL = 1,738 + 462,350 * H5 - 136,687 * H8 - 41,460 * H3 - 77,124 * H10 - 128,800 * H7 + 61,322 * H1 + 17,605 * H4$	0,17	1,79	
SB <sup>(6)</sup> (mmol <sub>c</sub> kg <sup>-1</sup> )	$SB = 10^{(1,581 + 27,440 * H8 - 48,716 * H5 + 20,635 * H7 - 7,646 * H4 - 12,603 * H1 - 2,866 * B22)}$	0,44	10,67	44,57
CTC <sup>(7)</sup> (mmol <sub>c</sub> kg <sup>-1</sup> )	$CTC = 10^{(1,181 - 8,391 * H6 + 13,141 * H8 + 5,667 * H9 - 16,127 * H5 - 2,748 * B4 + 4,860 * B7 - 3,017 * B19)}$	0,46	12,69	20,12
M <sup>(8)</sup> (%)	$M = 6,629 + 378,088 * H4 - 958,070 * H7 - 1274,963 * H8 + 3918,480 * H5 + 520,241 * H1 + 176,662 * B22 - 191,126 * B4 - 372,065 * H10$	0,28	13,74	
V <sup>(9)</sup> (%)	$V = 46,148 + 465,445 * H10 + 1733,207 * H8 + 333,806 * H12 - 892,560 * H6 - 3230,406 * H5 + 1174,916 * H7$	0,29	13,79	38,72
Fe <sub>2</sub> O <sub>3</sub> (g kg <sup>-1</sup> )	$Fe_2O_3 = 10^{(1,242 + 30,182 * H7 + 8,823 * H11 - 9,005 * H9 - 5,283 * H4 - 5,957 * B2 + 5,860 * H3)}$	0,82	3,53	24,13
SiO <sub>2</sub> (g kg <sup>-1</sup> )	$SiO_2 = 10^{(1,291 - 6,225 * B22 + 1,396 * B5 - 4,150 * H11 - 2,955 * H13 + 2,926 * B14)}$	0,59	2,12	20,07
Al <sub>2</sub> O <sub>3</sub> (g kg <sup>-1</sup> )	$Al_2O_3 = 10^{(1,373 - 5,714 * B20 - 2,883 * H2 + 6,810 * B13 - 4,254 * B17)}$	0,81	2,21	16,9
Ki	$Ki = 1,391 - 15,875 * H11 + 10,696 * H2 + 15,438 * H3 - 25,592 * H9 + 26,745 * H7 + 2,890 * B18$	0,61	0,19	13,4

<sup>(1)</sup> Bandas e Alturas selecionadas; <sup>(2)</sup> Raiz quadrada do desvio médio; <sup>(3)</sup> Erro percentual médio; <sup>(4)</sup> Matéria Orgânica; <sup>(5)</sup> Hidrogênio mais alumínio; <sup>(6)</sup> Soma de Bases (Ca + Mg + K); <sup>(7)</sup> Capacidade de Troca Catiônica (SB + H + Al) <sup>(8)</sup> Saturação por bases (SB/CTC \* 100); <sup>(9)</sup> Saturação por Alumínio (Al/(Al+SB) \* 100)

Tabela 3 – Matriz de acerto e erro os valores determinados em laboratório de análise convencional do solo e estimados por equações de regressão múltipla para as variáveis V (%), m (%) e Al<sup>+3</sup> (cmol<sub>c</sub>kg<sup>-1</sup>)

Valores estimados <sup>(1)</sup>			
V % <sup>(3)</sup>	<= 50	>50	TOTAL
<= 50	454	44	498
>50	103	24	127
TOTAL	557	68	625 <sup>(5)</sup>
<b>EXATIDÃO GLOBAL=</b>		<b>0,76</b>	
m % <sup>(4)</sup>	<= 50	>50	TOTAL
<= 50	610	0	610
>50	13	2	15
TOTAL	623	2	625
<b>EXATIDÃO GLOBAL=</b>		<b>0,98</b>	
Al <sup>+3</sup> cmol <sub>c</sub> kg <sup>-1</sup>	< 4	>= 4	TOTAL
< 4	515	2	517
>= 4	99	9	108
TOTAL	614	11	625
<b>EXATIDÃO GLOBAL=</b>		<b>0,84</b>	

Valores determinados<sup>(2)</sup>

<sup>(1)</sup> Valores estimados pelas equações de regressão múltiplas; <sup>(2)</sup> valores determinados em laboratório de análise convencional do solo; <sup>(3)</sup> Saturação por bases (SB/CTC \* 100); <sup>(4)</sup> Saturação por Alumínio (Al/Al+SB) \* 100; <sup>(5)</sup> número de amostras totais incluindo três profundidade (0-20; 40-60 e 80-100 cm).

### 5.3.2 Uso das curvas espectrais como indicadores para classificação de solos

Ao analisar as curvas espectrais referentes às amostras de solos coletadas na área 1 e que originaram os padrões aplicados na área 2 pode-se determinar 3 grupos distintos (Figura 6).

O primeiro grupo (Figura 6 - Grupo 1) caracterizou-se, principalmente, pela presença de solos profundos, bem drenados e de textura argilosa a muito argilosa, principalmente encontrados nas classes do Latossolos e Nitossolos. Estes solos apresentam curvas espectrais com baixa intensidade de reflectância tanto no visível como no infravermelho (FORMAGGIO et al., 1996) o que está ligado a fatores como o alto teor de argila no solo (BARNES; BAKER, 2000), à presença de hematita e minerais opacos, como a magnetita, que em altas concentrações, tendem a diminuir a

intensidade de reflectância dos solos (DEMATTÊ et al., 2001), por praticamente não apresentarem eventos ou feições espectrais no visível e no infravermelho próximo (HUNT; SALISBURY; LENHOFF, 1971).

Nas vizinhanças de 1400 e 1900 nm, onde ocorrem as feições atribuídas ao OH<sup>-</sup> da água higroscópica do solo (BEN-DOR et al., 2002), estes solos apresentam feições pouco intensas o que corrobora com Formaggio et al., (1996) que descrevem que em curvas de menores intensidades de reflectância estas bandas chegam a mostrar presença, embora com profundidades e larguras bem menores que nas curvas de maiores refletividades. Já na região de 2200 nm aparece uma feição característica de minerais do tipo 1:1, em forma de degrau, demonstrando a mineralogia caunilítica, conforme Kruse, Tiery e Hauff (1991) e Demattê e Garcia (1999).

O Segundo grupo (Grupo 2) constou de solos com presença de horizonte B textural típico da classe dos Argissolos. Observa-se uma diminuição constante da intensidade de reflectância da curva da camada superficial para as camadas inferiores, devido, principalmente, ao incremento do teor de argila em profundidade o que concorda com resultados observados por Sousa Junior, Demattê e Genú (2008). Entretanto, percebe-se ainda na curva espectral da camada superficial uma maior influência da matéria orgânica, com conseqüente suavização das feições de absorção (DEMATTÊ; GARCIA, 1999). Nas camadas sub superficiais há uma maior evidencia das bandas de absorção em 1400 e 1900 nm, atribuídas ao OH<sup>-</sup> da água higroscópica do solo (BEN-DOR et al., 2002) e a presença de minerais do tipo 2:1 (Demattê et al., 2004a), e em 2.200 nm oriunda dos grupos OH<sup>-</sup> dos argilominerais. As fracas feições na faixa de 800 a 1050 são devidas às baixas concentrações de óxidos de ferro (VITORELLO; GALVÃO, 1996). Desta forma confirma-se o relatado por Demattê et al. (2004a) para a qual os tipos de curvas diferenciam amostras de terra das camadas superficiais e subsuperficiais.

No terceiro e último grupo (Grupo 3), reuniu-se os solos arenosos, principalmente os da classe do Neossolos Quartzarênicos. Associados a estes solos aparecem fatores como baixos teores de matéria orgânica e de óxidos de Fe, com mineralogia na fração de areia constituída predominantemente por quartzo (RESENDE et al., 2005), resultando numa elevada intensidade de reflectância. Isto fica bem evidente quando se compara a curva referente a este grupo com a curva do grupo 1. Este aumento de reflectância foi relatado por Barnes e Baker (2000), que obtiveram elevadas



correlações positivas entre a reflectância do solo e o aumento da fração areia e elevadas correlações negativas com o aumento da fração argila.

Outro fato constatado quanto ao padrão definido no Grupo 3 é que a pouca diferenciação entre as curvas espectrais nas diferentes profundidades o que está relacionado com a similaridade textural entre as camadas, conforme relatado por Souza Junior; Demattê; Genú (2008). No entanto, a camada A apresenta uma reflectância um pouco menos intensa que as demais camadas por apresentar um maior acúmulo de matéria orgânica.

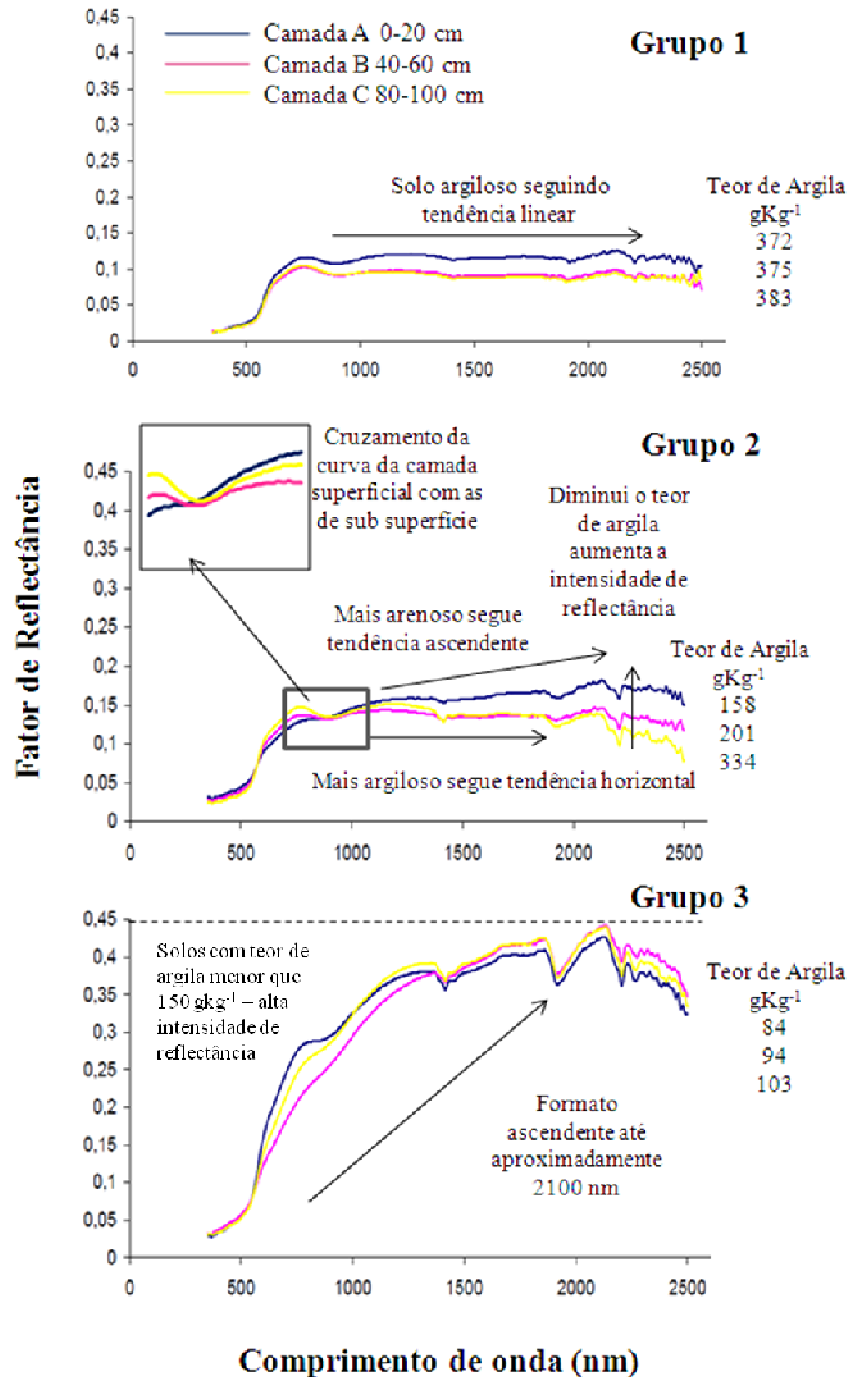


Figura 4 – Agrupamento das amostras de solo em função do comportamento das curvas espectrais. Grupo 1 – solos argilosos, característicos por apresentarem baixa reflectância; Grupo 2 – solos com diferença de reflectância entre a camada superficial e sub superficial, típico de horizonte com Bt; Grupo 3 – solos arenosos característicos por apresentarem alta reflectância

### 5.3.3 Características gerais do Mapa Digital de solos (MDS) de solos e sua comparação com o Mapa Convencional (MC)

O mapa de solos obtido pelo método digital apresenta suas características, em comparação com o mapa de solos obtido de forma convencional, na Tabela 4.

A área de cobertura do MDS foi superior ao MC, uma vez que este recobre apenas áreas comerciais que estão sob cultivo da cana de açúcar, desprezando assim estradas, carregadores, linhas de rede elétrica, entre outros. Entretanto isto não afeta os cálculos de correlação entre os mapas, já que apenas áreas em comum para os dois métodos avaliados.

Considerado classes de solos de 1º nível categórico (ordens) o MDS apresentou 5 classes, enquanto que o MC apresentou 7 classes. Entretanto para os Neossolos foi considerado o 2º nível categórico por se tratar de solos com características bem distintas (EMBRAPA, 2006). As duas classes de solos não encontradas pelo MDS foram os Neossolos Litólicos e os Gleissolos, embora sejam pouco representativas nos no MC com uma representação de 0,05 e 0,03%, respectivamente. Estas classes são de difícil classificação por meio digital, principalmente por apresentarem restrições em sub superfície, sendo que no próprio MC foram citadas por meio de verificação de campo e não por interpretação de análises.

Ao analisar os número total de unidades de mapeamento verificadas no MDS (21 classes), verifica-se que este é superior aos encontrados por Demattê et al., (2004a), onde na ocasião foram classificados quatro tipos de solos. Entretanto, estes autores trabalharam com uma área aproximadamente 10 vezes menor do que a área deste estudo e não englobaram diferenciação por classes texturais. Em comparação com o MC nota-se que este obteve o dobro de classes de solo (43 classes). Isso se deve a principalmente a dois fatos: 1º a ausência de verificação do caráter Alumínico nos classificação digital. Já havia sido constatado que o método de análise dos solos estava superestimando o caráter Distrófico e subestimando o caráter Eutrófico e Alumínico. Isso fica mais uma vez evidente na proporção de solos distróficos encontrados, que embora apresente um alto percentual no MC (67%) foi de 87% no MDS; 2º a ausência do grupo textural “muito argiloso” no MDS.

Em relação ao principal grupo de textura dos solos, observou-se em ambos os métodos valores semelhantes para o grupo médio argiloso, ou seja, solos com teores de argila variando de 250 a 350 g kg<sup>-1</sup>.

Outro fator relevante na comparação entre os mapas foi a verificação que os solos com caráter férrico (EMBRAPA, 2006), apresentaram valores próximos de área representativa. Embora o caráter férrico seja um critério de classificação em 3º nível categórico estabelecidos por EMBRAPA (2006), em condições convencionais suas análises são poucas realizadas devido, principalmente a sua morosidade e altos custos, o que leva os profissionais desta área a utilizar métodos subjetivos de determinação, como por exemplo, o uso de imã. Nas condições realizadas neste trabalho as análises de ferro, como as demais, puderam ser aplicadas a todas as amostras de solo em pouco tempo e sem custos adicionais.

Tabela 4 – Comparações entre diversas características observadas no mapa digital e o mapa convencional de solos

Características	Mapa Convencional	Mapa Digital
Área total	12986,92 (ha)	15999,4 (ha)
Classes de solos de 1° e 2° Nível (caso dos neossolos) <sup>(1)</sup>	Cambissolos, Gleissolos, Latossolos, Nitossolos, Argissolos, Neossolos Quartzarênico, Neossolos Litólicos	Cambissolos, Latossolos, Nitossolos, Argissolos, Neossolos Quartzarênico
Principal classe de solos	Latossolos (65,2% da área total)	Latossolo (73,6% da área total)
Classes de solos menos expressivas	Neossolos Litólicos (0,05% da área total); Gleissolos (0,03% da área total)	Cambissolos (0,17% da área total)
Quantidade de unidades de mapeamento de solos	43 unidades	21 unidades
Principais unidades de mapeamento de solos	LVAd4 (12,1% da área total); RQod5 (11,6% da área total)	LVAd3 (32% da área total); RQod5 (12% da área total)
Classes de fertilidade	Eutrófico, Distrófico, Alumínico	Eutrófico, Distrófico
Principal classe de fertilidade <sup>(1)</sup>	Distrófico (67% da área total)	Distrófico (87% da área total)
Porcentagem de área de solos férricos <sup>(1)</sup>	14% da área total	11% da área total
Grupos texturais <sup>(2)</sup>	Muito Argiloso, Argiloso, Médio Argiloso, Médio Arenoso, Arenoso	Argiloso, Médio Argiloso, Médio Arenoso, Arenoso
Principal grupo textural	Médio Argiloso (38,1% da área total)	Médio Argiloso (43% da área total)

<sup>(1)</sup> Classe obtidas de acordo com os critérios estabelecidos pela EMBRAPA (2006); <sup>(2)</sup> Divisão da textura nos seguinte grupos 1-muito argilosa (mais de 60% de argila); 2-argilosa (de 35 a 60% de argila); 3-média argilosa (de 25 a 35% de argila); 4-média arenosa (de 15 a 25% de argila); e 5-arenosa (menos de 15% de argila)

Visando avaliar as classes de solos obtidas pelo método digital e compará-las com aquelas obtidas pelo método convencional efetuou-se uma tabulação cruzada entre ambos. Primeiramente realizou-se uma análise para os dados pontuais, ou seja, para cada ponto de coleta de amostra de solo procedeu-se uma interpretação de resultados e atribuindo-se, assim, uma classe de solo para ambos os métodos, e posteriormente para os dados espaciais, ou seja, as áreas de cobertura de cada unidade de solo. A análise foi realizada cruzando as informações decompostas da classe de solo obtida até o terceiro nível categórico mais os dados de textura em classe de solo (1º nível categórico), cor (vermelho, amarelo e vermelho amarelo) fertilidade (solos eutróficos, distróficos e alumínicos), ferro (solos férricos e solos não férricos) e textura (muito argilosa, argilosa, média argilosa, média arenosa e arenosa). A partir da matriz de confusão gerada pela tabulação cruzada analisaram-se alguns índices estatísticos para averiguação dos resultados que estão dispostos na Tabela 5.

Para os dados pontuais as variáveis classe, cor e textura foram as que apresentaram melhor desempenho (Bom) em relação às variáveis fertilidade e ferro, com uma porcentagem de acerto de 0,79, 0,72 e 0,58, respectivamente, em uma escala de 0 a 1 (Tabela 5). O valor mais alto para a variável classe denota que a classificação do Solo em primeiro nível categórico foi eficiente, assim como a determinação dos grupos texturais, o que era esperado com base em trabalhos como os de Shepherd e Walsh (2002), Islan; Sing e McBratney (2003), Demattê et al., (2004a) e Nanni e Demattê (2006). Quanto à variável cor, o alto índice de acerto desta variável, principalmente pelo fato dos dois métodos terem utilizado a técnica de colorimetria para sua obtenção, corrobora com Campos e Demattê (2004) que concluíram que medidas com o colorímetro devem substituir as leituras de cor feitas com a carta de Munsell com vistas de se obter determinações exatas da cor do solo, uma vez que a avaliação deste atributo, quando executada pelo olho humano, é subjetiva, o que pode gerar divergências na classificação dos solos podem ocorrer.

As variáveis fertilidade e ferro, apesar de terem um desempenho considerado ruim, são significativas (Tabela 5), e apresentaram um alto índice de porcentagem de acerto de 0,80 e 0,69, respectivamente. Seu baixo valor de  $k$  está associado a prevalência do atributo em estudo. Uma grande prevalência resulta num alto nível de concordância esperada pelo acaso, o que resultará num valor de  $k$  mais baixo. Por sua vez, um atributo de baixa prevalência dará origem valores de  $k$  mais altos (PINTO et al.,

2007), ou seja, como para a variável fertilidade há um grande predomínio de solos distróficos e para a variável ferro um grande predomínio de solos não férricos as chances de se inferir, ao acaso, e de acertar que estes solos são distróficos e não férricos é grande, assim o índice k resulta em valores mais baixos.

Ao avaliar os resultados obtidos para os dados espaciais observa-se que seguiram a tendência de apresentarem altos índices de acerto para as diversas variáveis analisadas individualmente (po variando de 0,51 a 0,79), entretanto para a variável textura o desempenho pelo índice kappa foi de bom para razoável.

Tabela 5 – Índices estatísticos derivados das matrizes de confusão entre os resultados pontuais (tradagens) e resultados espaciais (mapa de solos) obtidos pelo cruzamento de cinco variáveis entre o mapa convencional e o mapa digital de solos

Variáveis de estudo	Índices Estatísticos <sup>(1)</sup>				Z	Desempenho
	po	pe	Kappa	var(k)		
----- Dados pontuais -----						
Classe	0,79	0,59	0,49	0,0021	10,7	Bom
Cor	0,72	0,48	0,46	0,0041	7,2	Bom
Fertilidade	0,69	0,65	0,12	0,0015	3,1	Ruim
Ferro	0,80	0,76	0,14	0,0050	2,0	Ruim
Textura	0,58	0,29	0,41	0,0017	9,8	Bom
----- Dados espaciais -----						
Classe	0,75	0,59	0,39	0,0000	60,4	Bom
Cor	0,72	0,47	0,47	0,0000	50,83	Bom
Fertilidade	0,70	0,68	0,05	0,0000	13,4	Ruim
Ferro	0,79	0,76	0,12	0,0001	12,8	Ruim
Textura	0,51	0,26	0,34	0,0030	6,3	Razoável

<sup>(1)</sup> po – exatidão total ou concordância real; pe – concordância aleatória; Kappa – índice kappa; var(k) – variância do índice kappa; Z – teste estatístico para testar a significância do índice kappa: Se  $Z > 1.96$ , então a diferença é significativa ao nível 95% de confiança e se  $Z > 2.58$ , então a diferença é significativa ao nível 99% de confiança.

Ao analisar a comparação entre as classificações obtidas, para os dois métodos, em 1º, 2º, 3º nível (considerando a variável de fertilidade), 3º nível (considerando a variável de textura) e 3º nível (considerando a variável de fertilidade mais a de textura), constata-se que, houve uma boa correlação para as classificações em 1º e 2º ordem com índices de exatidão de 0,79 e 0,60, respectivamente, enquanto que para as classificações em 3º ordem as correlações variaram de desempenho razoável a ruim (Tabela 6). Já era

de se esperar que à medida que se subisse um nível, diminuiria o índice de acerto pelo fato de que quanto maior o número de caracteres envolvidos maior a dificuldade de se chegar a um consenso. Entretanto, fica evidente que as maiores perdas de exatidão se da quando é associado ao 3º nível a variável de fertilidade com os valores para o índice  $k$  reduzindo de 0,60 para 0,37, além de estar associado a uma alteração do desempenho de Bom para Ruim, o que sugere que os métodos de determinação para estes requisitos precisam ser melhorados o que concorda com o trabalho de Sousa Junior (2005).

Os resultados para os dados espaciais seguem, novamente, as mesmas tendências dos dados pontuais, entretanto com índices de exatidão menores que estes últimos. Quando inserida a variável fertilidade, chega-se à unidade final de mapeamento, para este trabalho, com um índice de exatidão de 0,08. Embora a fertilidade seja difícil de ser avaliada, outras variáveis como classe, cor e textura são passíveis de determinação. Se for considerada a textura como um terceiro nível de classificação, têm-se um resultado semelhante ao relado por Demattê et al., (2004a), que concluíram em seu trabalho que era possível atingir o terceiro nível categórico na classificação de solo. 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. Estes mesmos autores atribuem a elevada discordância obtida para as comparações à natureza generalizada do mapa de solos convencional. Outro fator a ser levado em consideração é que a precisão e a eficácia de levantamentos efetuados de maneira convencional dependem da habilidade do pedólogo, mas é limitada segundo Zhu et al. (1999, 2001), principalmente pela técnica de cartografia baseada em polígonos e pelo processo manual de produção do mapa de solo, o que pode gerar erros (CARVALHO; FRANCA-ROCHA; ESPÍRITO SANTO, 2007).



Tabela 6 – Índices estatísticos derivados das matrizes de confusão entre os resultados pontuais (tradagens) e resultados espaciais (mapa de solos) obtidos pelo cruzamento da taxonomia do solos em 1º nível, 2º nível, 3º nível considerando a variável de fertilidade, 3º nível considerando a variável de textura e 3º nível considerando a variável de fertilidade mais a de textura

Variáveis de estudo	Índices Estatísticos <sup>(1)</sup>					Desempenho <sup>(2)</sup>
	po	pe	Kappa	var(k)	Z	
Dados pontuais						
1º Nível	0,79	0,59	0,49	0,00	10,69	Bom
2º Nível	0,60	0,27	0,45	0,00	12,10	Bom
3º Nível (fertilidade)	0,37	0,16	0,25	0,00	9,62	Ruim
3º Nível (textura)	0,40	0,12	0,32	0,00	13,00	Razoável
3º Nível (fertilidade + Textura)	0,20	0,06	0,15	0,00	7,00	Ruim
Dados espaciais						
1º Nível	0,75	0,59	0,39	0,00	60,40	Bom
2º Nível	0,60	0,27	0,45	0,00	14,46	Bom
3º Nível (fertilidade)	0,21	0,09	0,14	0,00	9,20	Ruim
3º Nível (textura)	0,34	0,11	0,26	0,00	82,47	Razoável
3º Nível (fertilidade + Textura)	0,08	0,03	0,05	0,00	31,26	Ruim

<sup>(1)</sup> po – exatidão total ou concordância real; pe – concordância aleatória; Kappa – índice kappa; var(k) – variância do índice kappa; Z – teste estatístico para testar a significância do índice kappa: Se  $Z > 1.96$ , então a diferença é significativa ao nível 95% de confiança e se  $Z > 2.58$ , então a diferença é significativa ao nível 99% de confiança. <sup>(2)</sup> classificação relativo ao índice Kappa

## 5.4 Conclusões

1. As análises dos padrões de curvas espectrais permitiram determinar três grupos distintos de solos sendo um para solos argilosos tanto em superfície quanto em subsuperfície, um para solos com diferenças texturais em profundidade (típico de solos com horizonte Bt), e outro para solos de textura arenosa em superfície e subsuperfície.
2. A metodologia para quantificação de atributos como  $Al^{+3}$ , CTC, V%, m%, precisa ser ajustada ou alterada para permitir atingir o terceiro nível categórico na classificação de solo com confiabilidade. Entretanto para atributos como Argila, Areia,  $Fe_2O_3$ ,  $Al_2O_3$ , o método demonstrou-se eficiente com  $R^2$  de 0,75, 0,71, 0,82 e 0,81, respectivamente.

3. A metodologia proposta permitiu determinar informações que auxiliaram na classificação e mapeamento dos solos no 1º nível categórico com 75% de exatidão, no 2º nível categórico com 60% de exatidão e no 3º nível categórico com 34% de exatidão, considerando para este último a categoria textura. Assim, conclui-se que o desempenho das classificações é considerado bom até o 2º nível categórico e razoável quando associado a informação de textura do solo. Por outro lado, ao se inserir o item fertilidade, o índice de exatidão passa a 8%.
4. A comparação dos cinco grupos texturais entre os dois métodos alcançou 58% de exatidão.
5. Foi constatada a importância de técnicas múltiplas como apoio ao mapeamento de solos. Por outro lado, o método necessita do intérprete para tomada de decisão final, o pode dificultar para usuários em geral. Enfatize-se também a importância dos trabalhos de campo como base para obtenção de padrões, bem como definição de situações onde as técnicas digitais não atingem níveis adequados. Para resolver tais questões, sugere-se que maiores estudos sejam realizados no sentido associar as observações de campo com sistemas informatizados para tomada de decisões.

## 5.5 Referências

- ADAMS, J.B.; SMITH, M.O.; GILLESPIE, A.R. Imaging spectroscopy: interpretation based on spectral mixture analysis. In: PIETERS, C. M.; ENGLERT, P. (Ed.). **Remote geochemical analysis: elemental and mineralogical composition**. New York: Cambridge University Press, 1993. p. 145-166.
- AMARAL, E. Levantamento do mapa de solos da bacia de irrigação do açude público Santo Antonio de Ruças: Município de Ruças - Estado do Ceará. **Revista Brasileira de Geografia**, Rio de Janeiro, v.8, n.3, p.351-366, jul./set. 1946.
- ANTUNES, M.A.H.; FREIRE, R.M.B.; BOTELHO, A.S; TONIOLLI, L.H. Correções Atmosféricas de Imagens de Satélites Utilizando o Modelo 6S. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE CARTOGRAFIA, 21., 2003, Belo Horizonte. **Anais...**, Belo Horizonte, 2003.
- BARNES, E.M. BAKER, M.G. Multispectral data for mapping soil texture: Possibilities and limitations. *Applied engineering in agriculture*, St. Joseph, v.16, p.731-741, 2000.
- BARRÓN, V.; MELLO, J. W. V. TORRENT, J. Caracterização de óxidos de ferro em solos por espectroscopia de Reflectância Difusa. In: NOVAIS, R.F.; ALVAREZ V., V.H. SCHAEFER, C.E.G.R. (Ed.). **Tópicos em ciência do solo**. Viçosa: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 2000.v.1, p.139-162.
- BEN-DOR, E. Quantitative remote sensing of soil properties. **Advances in Agronomy**, New York, v.75, p.173-243, 2002.
- BISTRICHI, C.A.; CARNEIRO, C.D.R.; DANTAS, A.S.L.; PONÇANO, W.L.; CAMPANHA, G.A.C.; NAGATA, N.; ALMEIDA, M.A.; STEIN, D.P.; MELO, M.S.; CREMONINI, O.A. **Mapa geológico do Estado de São Paulo**. São Paulo: IPT - Instituto de Pesquisas Tecnológicas do Estado de São Paulo, 1981. 1 mapa, Escala: 1: 500.000.
- BROWN, D.J.; SHEPHERD, K.D.; WALSH, M.G.; MAYS, M.D.; REINSCH, T.G. Global soil characterization with VNIR diffuse reflectance spectroscopy. **Geoderma**, Amsterdam, v. 132, n. 3/4, p. 273-290, 2006.
- CÂMARA, G.; SOUZA, R.C.M.; FREITAS, U.M.; GARRIDO, J. SPRING: Integrating remote sensing and GYS by object-oriented data modelling. **Computer & Graphics**, New York, v. 20, n. 3, p.395-403, 1996.
- CAMARGO, A.O. Métodos de análise química, mineralógica e física de solos. **Boletim Técnico IAC**, Campinas, v.106, 94p, 1986.

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, n. 4, p. 521-528, abr. 2003.

CAMPOS, R.C.; DEMATTÊ, J.A.M. Cor do solo: uma abordagem da forma convencional de obtenção em oposição à automatização do método para fins de classificação de solos. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Campinas, v.28, p.853-863, 2004.

CARVALHO, C.C.N. de; FRANCA-ROCHA, W.; ESPÍRITO SANTO, E.B.; Predição de unidades de mapeamento digital de solo usando modelagem sob inferência fuzzy: estudo de caso em uma área na região de Mucugê-BA. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 13., 2007, Florianópolis. **Anais...**, Florianópolis, Brasil, 21-26 abril 2007, INPE. p. 305-312.

CHAGAS, C. da S.; FERNANDES Filho, E.I.; VIEIRA, C. A. O.; CARVALHO JÚNIOR, W. de. 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, Brasil, 21-26 abril 2007, INPE. p. 2421-2428.

CHANG, C.; LAIRD, D.A.; MAUSBACH, M.J.; HURBURGH JUNIOR, 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.

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

CONGALTON, R.G.; ODERWALD, R.G., MEAD, R.A. "Assessing LANDSAT Classification Accuracy Using Discrete Multivariate Statistical Techniques," **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, Washington, v.49, n.2, p.1671-1678, 1983.

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

DEERING, D.W.; ROUSE, J.W.; HAAS, R.H.; SCHELL, J.A. Measuring "forage production" of grazing units from Landsat MSS data. In: INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON REMOTE SENSING OF ENVIRONMENT, 10., 1975. Ann Arbor. **Proceedings...** Ann Arbor, MI: ERIM, 1975. v.2, p.1169-1178.

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

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

DEMATTÊ, 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, 2004b.

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

DOBOS, E.; MICHELI, E.; BAUMGARDNER, M.F.; BIEHL, L.; HELT, T. Use of combined digital elevation model and satellite radiometric data for regional soil mapping. **Geoderma**, Amsterdam, v. 97, p.367–391, 2000.

DUNN, B.W.; BEECHER, H.G.; BATTEN, G.D.; CIAVARELLA, S. The potential of near-infrared reflectance spectroscopy for soil analysis – a case study from the Riverine Plain of south-eastern Australia. **Australian Journal of Experimental Agriculture**, East Melbourne, v.42, p.607-614, 2002.

EMBRAPA. **Procedimentos normativos de levantamento pedológicos**: normas em uso pelo SNLCS. Brasília: Serviço de Produção de Informação, 1995. 101 p.

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

FIGUEIREDO, G. C.; VIEIRA, C. A. O. Estudo do comportamento dos índices de Exatidão Global, Kappa e Tau, comumente usados para avaliar a classificação de imagens do sensoriamento remoto. SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 13., 2007, Florianópolis. **Anais...**, Florianópolis, Brasil, 21-26 abril 2007, INPE, p.5755-5762.

FIORIO, P.R. **Dados rediométricos obtidos nos níveis terrestre e orbital na avaliação de solos**. 2002, 198p. Tese (Doutorado em Solos e Nutrição de Plantas) - Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2002.

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

FORMAGGIO, A.R.; EPIPHÂNIO, J.C.N.; VALERIANO, M.M.; OLIVEIRA, J.B. Comportamento spectral (450-2.450 nm) de solos tropicais de São Paulo. **Revista Brasileira de Ciência do solo**, Campinas, v. 20, n. 3, p. 467-474, set.-dez. 1996.

FRANKLIN, J. Predictive vegetation mapping: geographic modeling of biospatial patterns in relation to environmental gradients. **Progress in Physical Geography**, London, v.19, p.474–490, 1995.

- GESSLER, P.E.; MOORE, I.D.; MCKENZIE, N.J.; RYAN, P.J. Soil-landscape modeling and spatial prediction of soil attributes. Special issue: Integrating GIS and environmental modeling. **International Journal of Geographical Information Systems**, London, v. 9, n. 4, p.421–432, 1995.
- GLANTZ, S.A., SLINKER, B.K. **Primer of applied regression and analysis of variance**. New York: MacGraw-Hill Book , 1990. 320p.
- GONG, P., HOWARTH, P. Frequency-Based Contextual Classification and Gray-Level Vector Reduction for Land-Use Identification, **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, Washington, v. 58, n. 4 , p. 425, 1992.
- HUETTE, A.R. A soil adjusted vegetation index (SAVI). **Remote Sensing of Environment**, Washington, v. 25, p.295– 309, 1988.
- 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.2, p.195-205. 1971.
- INSTITUTO DE CIÊNCIAS MATEMÁTICAS E DE COMPUTAÇÃO. Disponível em: <<http://www.icmc.usp.br/ambiente/saocarlos/geral.html>>. Acesso em 08 nov. 2007.
- IRVIN, B. J.; VENTURA, S. J.; SLATER, B. K. Landform classification for soil-landscape studies. In: THIRD INTERNATIONAL CONFERENCE ON INTEGRATING GIS AND ENVIRONMENTAL MODELING, 3<sup>rd</sup> ed., Santa Fe, **Proceedings...** Santa Fe, NM, 16–21 January, 1996. Disponível em: [http://www.ncgia.ucsb.edu/conf/SANTA\\_FE\\_CD-ROM/main.html](http://www.ncgia.ucsb.edu/conf/SANTA_FE_CD-ROM/main.html) (last accessed 21 January 2003). National Center for Geographic Information and Analysis, Santa Barbara CA.
- ISLAM, K.; SINGH, B. McBRATNEY, A.B. Simultaneous estimation of several soil properties by ultra-violet, visible, and near-infrared reflectance spectroscopy. **Australian Journal of Soil Research**, Melbourne , v. 41, n. 6, p. 1101-1114, 2003.
- JACKSON, T.J.; SCHMUGGE, J.; ENGMAN, E.T. Remote sensing applications to hydrology: soil moisture. **Hydrological Sciences Journal/Journal des Sciences Hydrologiques**, Oxford, v.41, n.4, p.517–530, 1996.
- JANIK, L. J., MERRY, R. H., SKJEMSTAD, J. O. Can mid infrared diffuse reflectance analysis replace soil extractions? **Australian Journal of Experimental Agriculture**, East Melbourne, v. 38, p. 681-96, 1998.
- KOBAYASHI, K.; SALAM, M.U. Comparing simulated and measured values using mean squared deviation and its components. **Agronomy Journal**, Madison, v. 92, n. 2, p. 345-352, marc./out. 2000.
- KOSMAS, C.S.; CURI, N. BRYANT, R.B. Characterization of iron oxide minerals by second-derivate visible spectroscopy. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 48, p.401-405, 1984.

- KRUSE, F. A.; TIERY, M.; HAUFF, P. L. Spectral identification (1,5-2,5 nm) and characterization of Paris Basin kaolinite/smectite clays using a field spectrometer. In: INTERNATIONAL COLLOQUIUM - PHYSICAL MEASUREMENT AND SIGNATURES IN REMOTE SENSING, 5.,1991. Courchevel. **Proceedings...** Courchevel, 1991. p. 181-184.
- MADEIRA NETTO, J. S.; BÉDIDI, A.; CERVELLE, B.; FLAY, N. Spectral (MIR) Determination of Kaolinite and Gibbsite Contents in Lateritic Soils, C.R. **Acad. Sci. Paris**, t. 321, série II a, 1995. p. 119-128.
- McBRATNEY, A.B.; MENDONÇA SANTOS, M.L.; MINASNY, B. On digital soil mapping. **Geoderma**,Amsterdam, v. 117, n. 1/2, p.3-52, 2003.
- McKENZIE, N.J.; GESSLER, P.E.; RYAN, P.J.; O'CONNELL. D.A. The role of terrain analysis in soil mapping. In: WILSON, J. P., GALLANT, J. C. (Ed.). **Terrain analysis: Principles and applications**. New York:John Wiley, 2000. p. 245-265.
- MENDES, W.P. de O.; CRUZ LEMOS, R.C.; LEMOS, L.G. de O.; CARVALHO, R.J. Contribuição ao mapeamento, em séries, dos solos do município de Itaguaí. Ministério da Agricultura, Centro Nacional de Ensino e Pesquisas Agronômicas, Rio de Janeiro,1954. 55p. (Boletim do Instituto de Ecologia e Experimentacao Agrícolas, n. 12)
- METTERNICHT, G.I. ZINCK, J.A. Remote sensing of soil salinity: potentials and constraints. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 85, n. 1, p.1-20, 2003.
- MILNE, G. Some suggested units of classification and mapping particularly for East African soils. **Soil Research**, Amsterdam , v.4, p.183-198, 1935.
- MITISHITA, E. A.; KIRCHNER, F.P.; ANDRADE, J.B. de. Transformação de entidades naturais e artificiais para o sistema cartográfico, obtidas a partir de imagens digitais de satélite. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 5., 1988.Natal. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 1988. p. 497-502.
- MOORE, I.D.; GRAYSON, R.B.; LADSON, A R. Digital terrain modeling: a review of hydrological, geomorphological and biological applications. **Hydrological Processes**, Chichester, v.5, n. 1, p.3-30, 1991.
- MOORE, I.D.; GESSLER, P.E.; NIELSON, G.A. Soil attribute prediction using terrain analysis. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 57, p.443-452, 1993.
- MOORE, I. D.; GESSLER, P.E.; NIELSON, G.A. Soil attribute prediction using terrain analysis. **Soil Science Society American Journal**, London, v.57, p.443-452, 1993.
- NANNI, M.R. **Dados radiométricos obtidos em laboratório e no nível orbital na caracterização e mapeamento de solos**. 2000. 366 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. Spectral methodology in comparison to traditional soil analysis. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 70, n. 2, p. 393-407, Mar.-Apr. 2006.

NANNI, M.R.; DEMATTÊ, J.A.M. It is possible estimate physical-chemical soil attributes by using laboratory and orbital sensors. In: INTERNATIONAL CONFERENCE OF GEOSPATIAL INFORMATION IN AGRICULTURE AND FORESTRY, 3., 2001, Denver. **Proceedings...**, Denver: Veridian, 2001. 1 CD-ROM.

ODEH, I.O.A., MCBRATNEY, A.B. Using AVHRR images for spatial prediction of clay content in the lower Namoi Valley of eastern Australia. **Geoderma**, Amsterdam, v. 97, p.237–254, 2000.

ODEH, I.O.A., MCBRATNEY, A.B., CHITTLEBOROUGH, D.J. Spatial prediction of soil properties from landform attributes derived from a digital elevation model. **Geoderma**, Amsterdam, v.63, p.197–214, 1994.

OLIVEIRA, V.A. O Brasil carece de novos pedólogos. **Boletim Informativo**, Viçosa, v. 25. n. 4, p. 25-28, out./dez. 1999.

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

PINTO, J.S.; LOPES, J.M.; OLIVEIRA, J.V. de; AMARO, J.P.; COSTA, L.D. da. **Métodos para estimação de reprodutividade de medidas**. Disponível em: <<http://users.med.up.pt/joakim/intromed/estatisticakappa.htm>>. Acesso em: 15 nov. 2007.

PROBERT, M. E.; DIMES, J. P.; KEATING, B. A.; DALAL, R. C.; STRONG, W. M. APSIM's water and nitrogen modules and simulation of the dynamics of water and nitrogen in fallow systems. **Agricultural Systems**, Gainesville, v.56, n.1, p.1-28, 1998.

RAIJ, B. van; QUAGGIO, J.A. Determinação de fósforo, cálcio, magnésio e potássio extraídos com resina trocadora de íons. In: RAIJ, B. VAN; ANDRADE, J.C.; CANTARELLA, H.; QUAGGIO, J.A. Análise química para avaliação da fertilidade de solos tropicais. Campinas: Instituto Agrônômico, 2001. p.189-199.

RESENDE, M.; CURI, N.; KER, J.C.; REZENDE, S.B. **Mineralogia de solos brasileiros**: Interpretação e aplicações. Lavras: Universidade Federal de Lavras, 2005. 192p

RODRIGUES, T.R.I.; ROCHA, A.M.; PEREZ FILHO, A. Mapeamento de uso e ocupação das terras na Bacia do Baixo Curso do Rio São José do Dourados-SP por sistemas de informações geográficas e imagem de satélite. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 13., (SBSR), 2007, Florianópolis. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2007. p. 6091-6097. CD-ROM, On-line. ISBN 978-85-17-00031-7. Disponível em: <<http://urlib.net/dpi.inpe.br/sbsr@80/2006/11.15.21.45.01>>. Acesso em: 22 nov. 2008.



- ROSENFELD, G.H.; KATHERINE FITZPATRICK-LINS, A Coefficient of Agreement as a Measure of Thematic Classification Accuracy. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, London, v. 52, n. 2, p. 223-227, 1986.
- ROSSITER, D.G. Digital soil mapping: Towards a multiple-use Soil Information System. In: SEMANA DE LA GEOMÁTICA, 2005, Santa Fé de Bogotá, Colombia. On-line. Disponível em: <http://www.itc.nl/~rossiter/Docs/CoGeo2005/PaperRossiterGeomatica2005.pdf> . acesso em: 15 out. 2007.
- ROUSE, J.W.JR.;HAAS, R.H.; DEERING, D.W.; SCHELL, J.A.;HARLAN, J.C. **Monitoring the vernal advancement and retrogradation (green wave effect) of natural vegetation**. Greenbelt: NASA/GSFC, 1974. 371p. (Type III Final Report)
- Research Systems (RSI). The Environment for Visualizing Images – ENVI. . Boulder,2006. 235p.
- SANTOS, H.G. Importância e evolução dos levantamentos de solos no Brasil. **Boletim Informativo**, Viçosa, v. 32. n. 1, p. 21-26, jan./abr. 2007.
- SANTOS, M.J. dos; DA SILVA, A.F.; DE QUEIROZ, J.E.R. Comportamento espectral de solos a partir da análise de dados do TM/LANDSAT – 5. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO 5., Natal, 1988. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 1988, v.1, p.898-902.
- SAVITZKY, A.; GOLAY, M.J.E. Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures. **Analytical Chemistry**, Washington, v.36, p.1627-1639, 1964.
- SCHEINOST, A.C.; CHAVERNAS, A.; BARRÓN, V.; TORRENT, J. Use and limitations of second-derivative diffuse reflectance spectroscopy in the visible to near-infrared range to identify and quantify Fe oxides in soils. **Clays and Clay Minerals**, Lawrence, v.46, p.528-536, 1998.
- SHARY, P.A., SHARAYAB, L.S., MITUSOV, A.V.Fundamental quantitative methods of land surface analysis. **Geoderma**, Amsterdam,v.107, p.1– 32), 2002.
- 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, n. 3, p. 988-998, May-June 2002.
- SHIMABUKURO, Y.E.; SMITH, J.A. The least-squares mixing models to generate fraction images derived from remote sensing multispectral data. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, London, v.29, n.1, p.16-20, 1991.
- SNEATH, P.H.A.; SOKAL, R.R. **Numerical taxonomy**. San Francisco: W. H. Freeman, 1973. 573 p.

SOUSA JUNIOR, J.G. de A. **Sensoriamento remoto e sistema de informações geográficas na caracterização de solos e quantificação de seus atributos. 2005.** 141p. (Dissertação de Mestrado) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2005.

SOUSA JUNIOR, J.G. de A.; DEMATTE, J.A; M; GENU, A.M. Comportamento espectral dos solos na paisagem a partir de dados coletados por sensores terrestre e orbital. *Revista Brasileira Ciências do Solo* , Viçosa , v. 32, n. 2, Apr. 2008.

STEIN, A.; BASTIAANSEN, W. G. M.; DE BRUIN, S.; CRACKNELL, A. P.; CURRAN, P. J.; FABBRI, A. G.; GORTE, B. G. H.; VAN GROENIGEN, J. W.; VAN DER MEER, F. D.; SALDAÑA, A. Integrating spatial statistics and remote sensing. **International Journal of Remote Sensing** , London, v.19,n.9,p.1793–1814, 1998.

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.

VENTURA, S.J; IRVIN, B.J. Automated landform classification methods for soil landscape studies. In Proceedings, third international conference on integrating GIS and environmental modeling. Santa Fe NM, 16–21 January, 1996, [http://www.ncgia.ucsb.edu/conf/SANTA\\_FE\\_CD-ROM/main.html](http://www.ncgia.ucsb.edu/conf/SANTA_FE_CD-ROM/main.html) (last accessed 21 January 2003). National Center for Geographic Information and Analysis, Santa Barbara, CA.

VERMOTE, E. F.; TANRÉ, D; DEUZI, J. L.; HERMAN, M.; MORCRETTE, J. J. Second simulation of the satellite signal in the solar spectrum, 6S: An overview., **IEEE Transactions Geoscience and Remote Sensing**, New York, v. 35, n 3, p. 675-686, 1997.

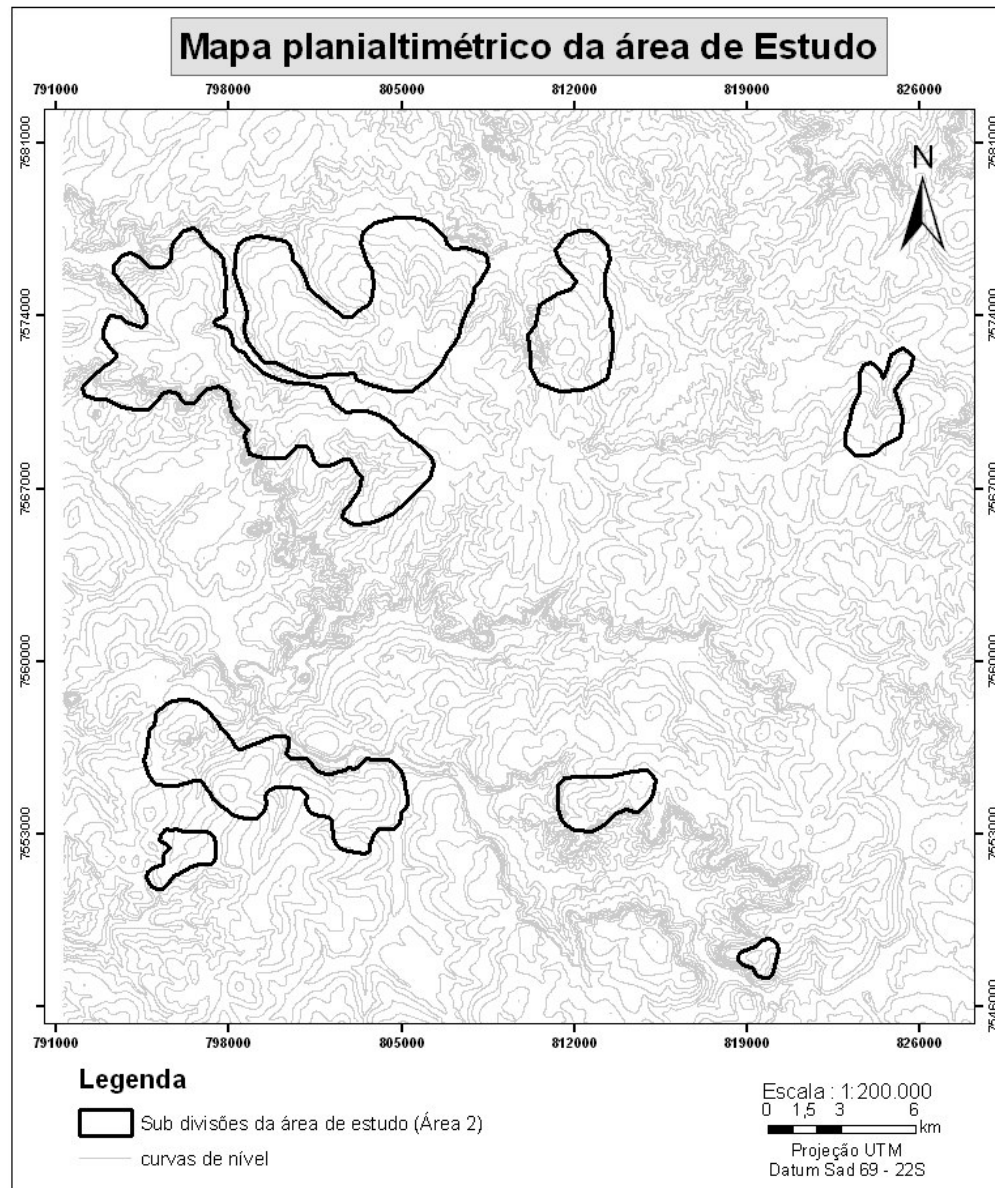
VITORELLO, I.; GALVÃO, L.S. Spectral properties of geologic materials in the 400 to 2.500 nm range: Review of applications to mineral exploration and lithologic mapping. **Photo Interpretation**, Paris, v.34, p.77-99, 1996.

WOLSCHICK, D.; MARTINEZ, M. A.; FONTES, P. C. R.; MATOS, A. T. de. Implementação e teste de um modelo mecanístico de simulação do crescimento e desenvolvimento de plantas de milho. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v. 11, n. 3, p. 271–278, jan. 2007

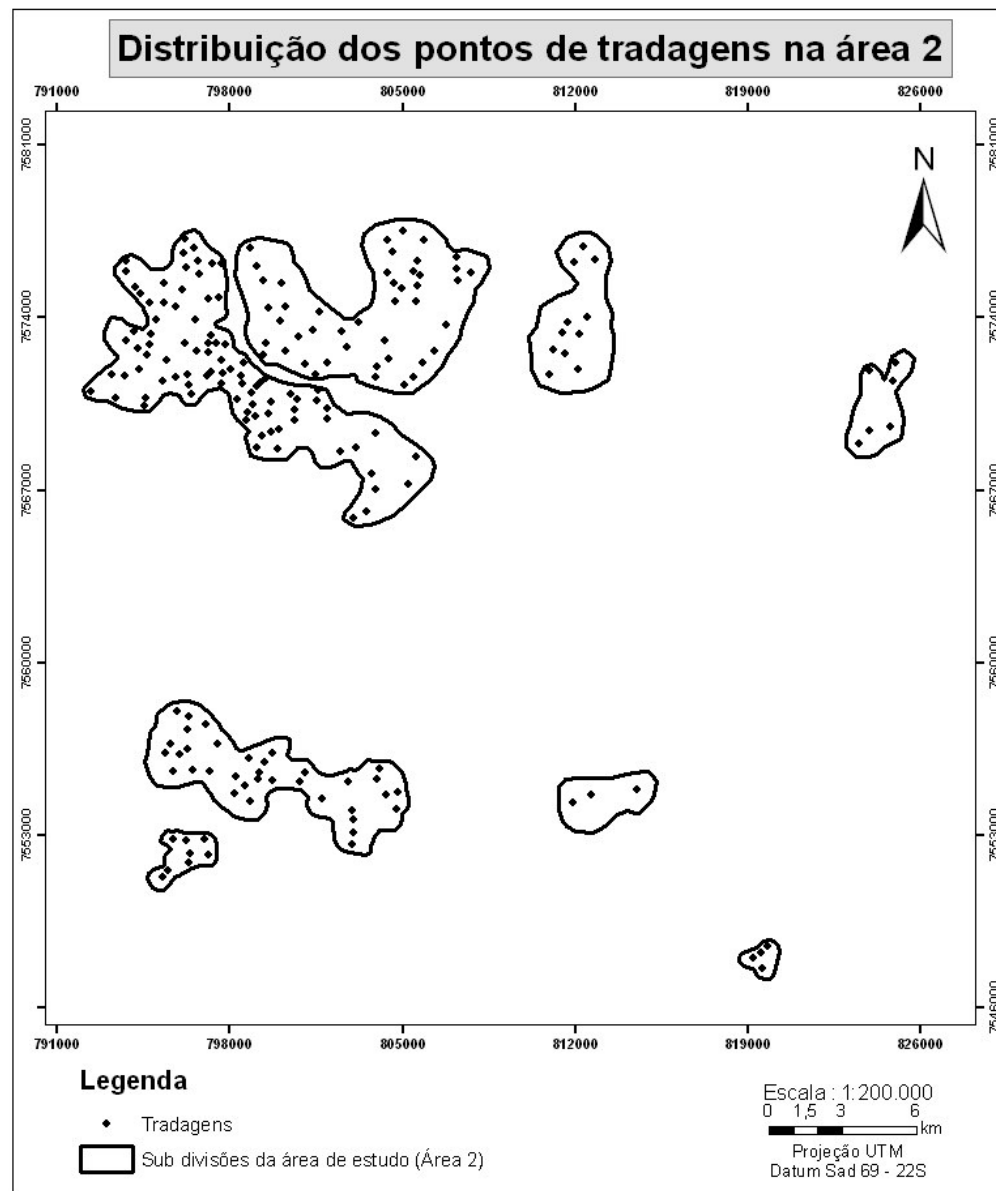
ZHU, A.X; HUDSON, B; BURT, J.; LUBICH, K.; SIMONSON, D. Soil Mapping Using GIS, Expert Knowledge, and Fuzzy Logic. **Soil Science Society American Journal**, London, v.65, p.885-894, sep/oct 2001

ZHU, A.X. A personal construct-based knowledge acquisition process for natural resource mapping using GIS. **International Journal Geographic Information Science**, Bethesda, v.13, p.119–141, 1999.

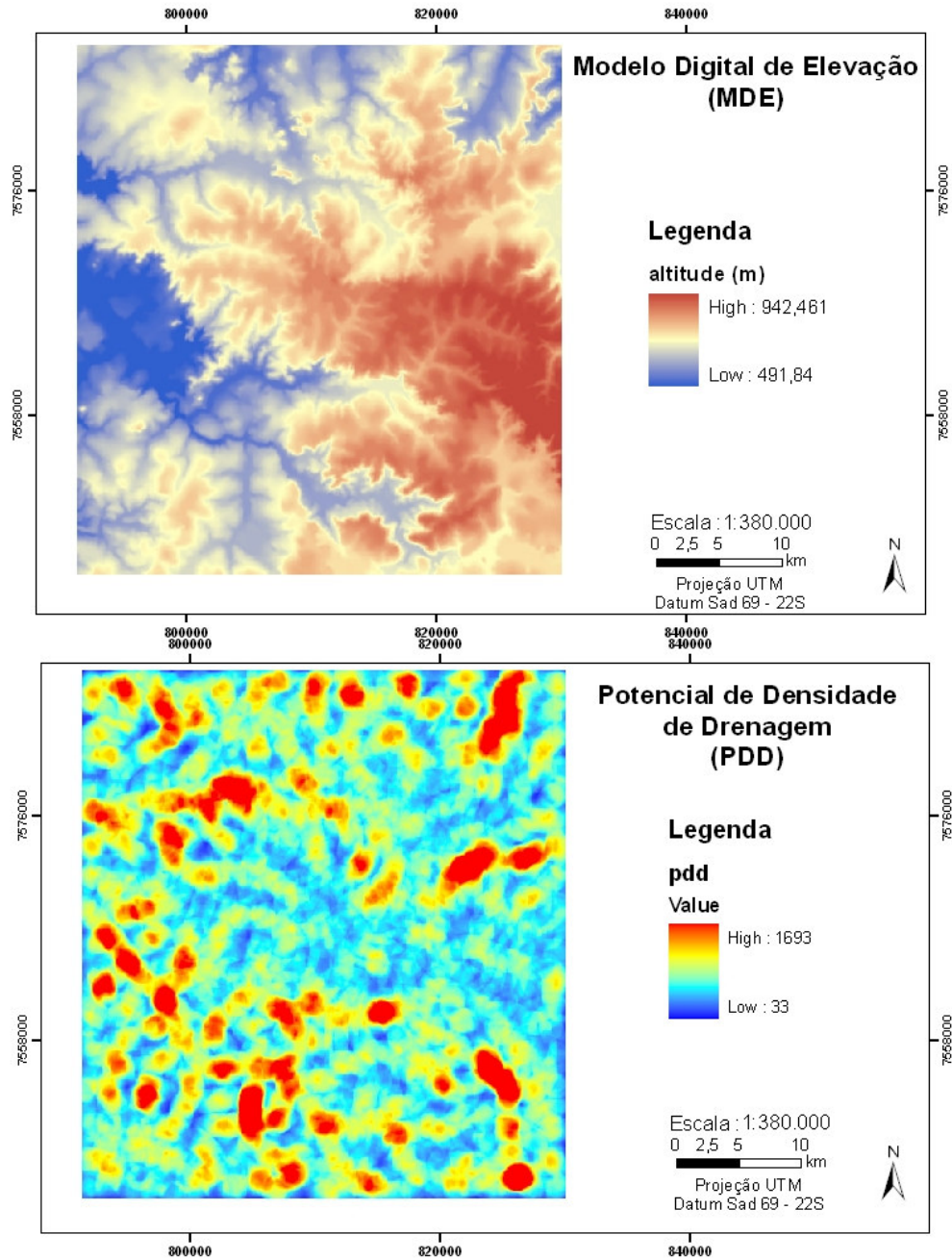
**ANEXOS**



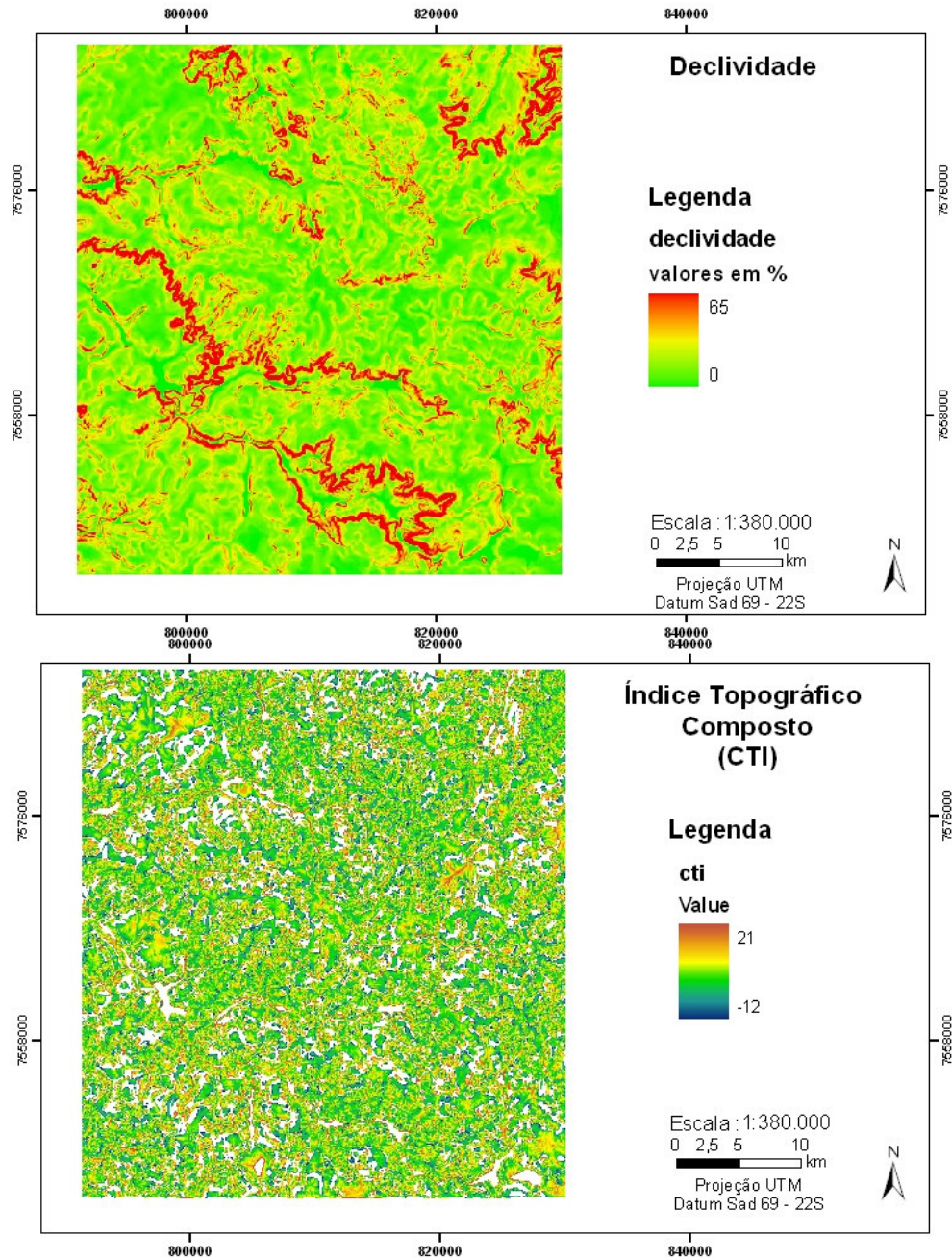
Anexo A – Curvas planialtimétricas da área de estudo



ANEXO B – distribuição dos pontos de tradagem na área de estudo (Área 2)

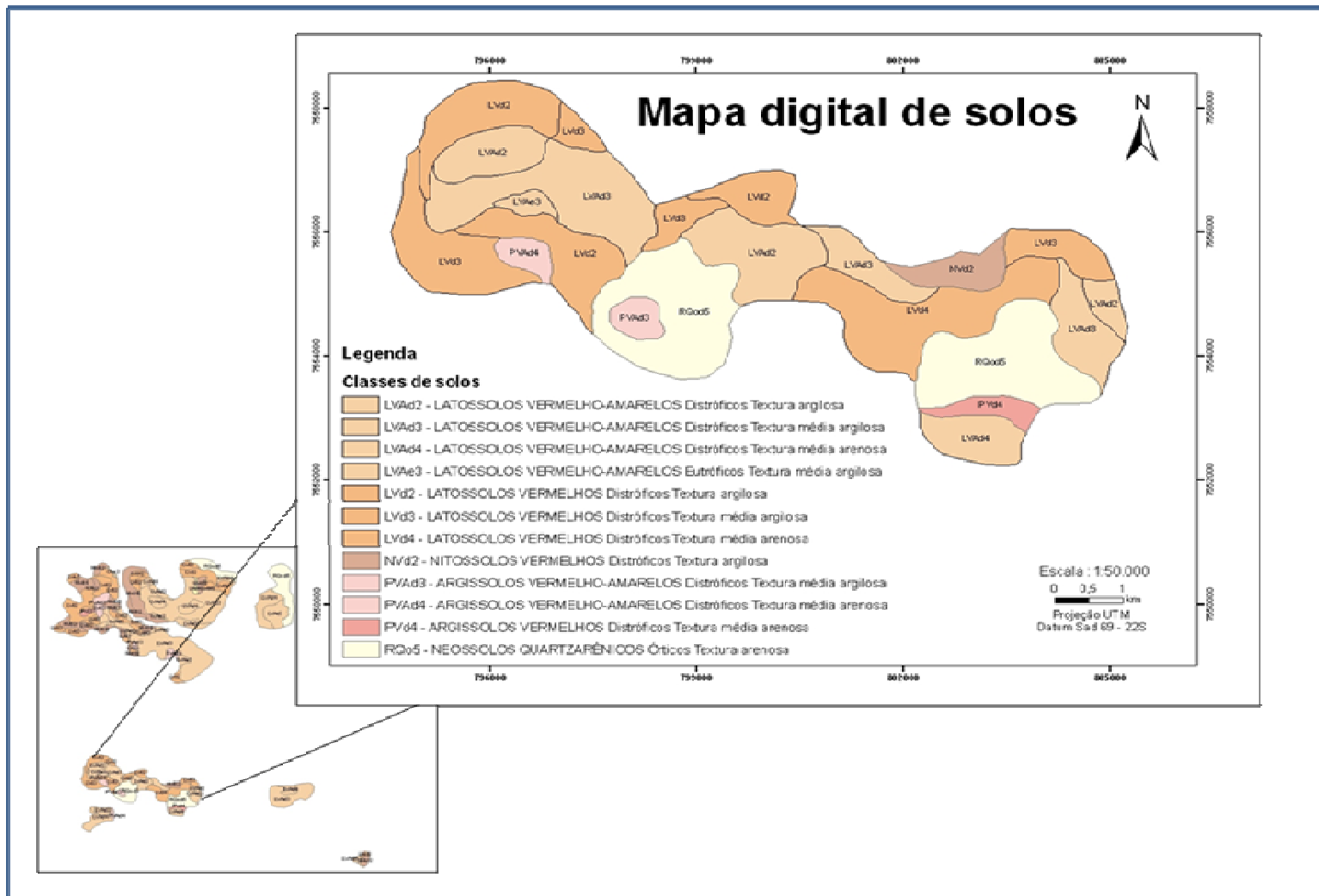


ANEXO C – Modelo Digital de Elevação e mapa do Potencial de Densidade de Drenagem para a área de Estudo



ANEXO D – Mapa de Declividade e de Índice Topográfico Composto para a área de Estudo





ANEXO E – Figura Ilustrando a projeção de parte do Mapa Digital do Solo obtido para a área 2

# Livros Grátis

( <http://www.livrosgratis.com.br> )

Milhares de Livros para Download:

[Baixar livros de Administração](#)

[Baixar livros de Agronomia](#)

[Baixar livros de Arquitetura](#)

[Baixar livros de Artes](#)

[Baixar livros de Astronomia](#)

[Baixar livros de Biologia Geral](#)

[Baixar livros de Ciência da Computação](#)

[Baixar livros de Ciência da Informação](#)

[Baixar livros de Ciência Política](#)

[Baixar livros de Ciências da Saúde](#)

[Baixar livros de Comunicação](#)

[Baixar livros do Conselho Nacional de Educação - CNE](#)

[Baixar livros de Defesa civil](#)

[Baixar livros de Direito](#)

[Baixar livros de Direitos humanos](#)

[Baixar livros de Economia](#)

[Baixar livros de Economia Doméstica](#)

[Baixar livros de Educação](#)

[Baixar livros de Educação - Trânsito](#)

[Baixar livros de Educação Física](#)

[Baixar livros de Engenharia Aeroespacial](#)

[Baixar livros de Farmácia](#)

[Baixar livros de Filosofia](#)

[Baixar livros de Física](#)

[Baixar livros de Geociências](#)

[Baixar livros de Geografia](#)

[Baixar livros de História](#)

[Baixar livros de Línguas](#)

[Baixar livros de Literatura](#)  
[Baixar livros de Literatura de Cordel](#)  
[Baixar livros de Literatura Infantil](#)  
[Baixar livros de Matemática](#)  
[Baixar livros de Medicina](#)  
[Baixar livros de Medicina Veterinária](#)  
[Baixar livros de Meio Ambiente](#)  
[Baixar livros de Meteorologia](#)  
[Baixar Monografias e TCC](#)  
[Baixar livros Multidisciplinar](#)  
[Baixar livros de Música](#)  
[Baixar livros de Psicologia](#)  
[Baixar livros de Química](#)  
[Baixar livros de Saúde Coletiva](#)  
[Baixar livros de Serviço Social](#)  
[Baixar livros de Sociologia](#)  
[Baixar livros de Teologia](#)  
[Baixar livros de Trabalho](#)  
[Baixar livros de Turismo](#)