

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

**Imagens multitemporais do Landsat TM como estratégia no apoio
ao levantamento pedológico**

Bruna Cristina Gallo

Dissertação apresentada para obtenção do título de
Mestra em Ciências. Área de concentração: Solos e
Nutrição de Plantas

**Piracicaba
2015**

Bruna Cristina Gallo
Engenheira Ambiental

Imagens multitemporais do Landsat TM como estratégia no apoio ao levantamento pedológico

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

Dissertação apresentada para obtenção do título de
Mestra em Ciências. Área de concentração: Solos e
Nutrição de Plantas

Piracicaba
2015

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

Gallo, Bruna Cristina

Imagens multitemporais do Landsat TM como estratégia no apoio ao levantamento pedológico / Bruna Cristina Gallo. - - Piracicaba, 2015.
78 p. : il.

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

1. Landsat TM 2. Imagem multitemporal 3. Solo exposto 4. Quantificação de atributos do solo I. Título

CDD 526.9823
G172i

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

Aos meus avós Gilberto João Gallo &
Claudete Helena Spagliari Gallo, Otavio
Splendore & Hermelinda Baseio
Splendore, **dedico**.

AGRADECIMENTOS

À Deus (Natureza);

À Universidade de São Paulo (USP), à Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz” (ESALQ) e ao Programa de Pós-Graduação em Solos e Nutrição de Plantas pela oportunidade concedida de realizar o Mestrado.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), pelo apoio financeiro com a concessão da bolsa de estudos.

Agradeço ao meu querido Marcus Vinicius Sato pelo auxílio nesse trabalho, pela parceria, paciência, cumplicidade, sintonia e ao amor.

Ao professor Dr. José Alexandre M. Demattê pela oportunidade ao conhecimento e ajuda para realização desse trabalho.

Ao GeoCiS (<http://esalqgeocis.wix.com/geocis>), todos os estagiários que fizeram parte do grupo durante esse período e aos meus queridos amigos Arnaldo Barros, Danilo Romero, João Brasiliano, Luiz Bedin, Luis Gonzaga, Veridiana Sayão, incluindo o Mateus Eitelwein, agradeço pela amizade, a todas as discussões e sugestões que ajudaram no desenvolvimento desse trabalho e a todos os momentos de confraternização.

À Karina Patrícia Prazeres Marques, pela dedicação e empenho nas correções e amizade.

À Prof. Dra. Marilusa Pinto Coelho Lacerda, pela parceria, colaboração, ensinamentos, debates e amizade.

Ao professor Igo Fernando Lepsch, pelo apoio, incentivo e correções.

Ao Rodnei Rizzo e Caio Troula Fongaro, pelo auxílio no desenvolvimento de parte da metodologia desse trabalho.

Aos meus pais Carlos Antônio Gallo e Rosangela Splendore Gallo, meus irmãos Viviane Gallo e Carlos Antônio Gallo Junior, e minhas sobrinhas Julia Gallo Bertolla e Livia Gallo Bertolla pelo o amor.

À Fundação de Amparo à pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP) e ao Programa de Excelência Acadêmica (PROEX) - CAPES pelo apoio financeiro ao laboratório de sensoriamento remoto da Esalq/USP.

À Empresa Paulista de Planejamento Metropolitano (EMPLASA) por fornecer as imagens aéreas.

Sou grata pelas amizades realizadas durante esse período e que durem para sempre.

“O amor pelo estudo do Solo deveria servir para uma condição de grande sucesso das pesquisas futuras, não só para as pessoas, mas também para a natureza, e a confiança sólida em sucesso”
Vasily Dokuchaev

SUMÁRIO

RESUMO.....	11
ABSTRACT	13
LISTA DE FIGURAS	15
LISTA DE TABELAS	17
1 INTRODUÇÃO	19
2 MÁTERIAL E MÉTODOS.....	25
2.1 Caracterização da área de estudo	25
2.2 Coleta das amostras de solo e análises física e químicas	26
2.3 Dados de sensoriamento remoto	27
2.3.1 Imagens de satélite	29
2.3.2 Processamento digital das imagens	29
2.3.3 Verificação da correção atmosférica	31
2.3.4 Método de obtenção do solo exposto via imagens de satélite	31
2.3.4.1 Detecção de solo exposto	31
2.3.4.2 Imagem composta com solo exposto	33
2.3.5. Linha do solo e curva espectral média	34
2.3.6 Análise dos Componentes Principais	34
2.3.7 Quantificação dos atributos do solo	35
2.3.8 Mapeamento de atributos e validação.....	38
3 RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	39
3.1 Caracterização dos atributos do solo	39
3.2 Informação espectral via satélite	41
3.2.1 Comportamento espectral de alvos	41
3.2.2 Contraste espectral entre solo e palha	44
3.3 Imagem composta de solo exposto.....	45
3.3.1 Solo exposto em cada imagem	46
3.3.2 Análise espectral da imagem com solo exposto.....	46
3.4 Imagem composta por solo exposto e mapas pré-existente	49
3.4.1 Relação entre imagem composta e folha geológica.....	52
3.4.2 Relação entre imagem composta, geologia e carta pedológica	55
3.5 Correlação entre atributos e informação espectral da imagem	56
3.6 Análise qualitativa da variação dos dados espectrais	59
3.6.1 Análises dos componentes principais	59
3.7 Quantificação dos atributos do solo	61
3.8 Espacialização dos atributos do solo	62
3.8.1 Validação dos mapas temáticos.....	65

3.8.2 Comparação específica entre mapa pedológicos e textura de superfície	65
4 CONCLUSÕES.....	69
REFERÊNCIAS	71

RESUMO

Imagens multitemporais do Landsat TM como estratégia no apoio ao levantamento pedológico

A espacialização de atributos dos solos é necessária com vistas ao planejamento e monitoramento do solo. As imagens do satélite Landsat 5 Thematic Mapper (TM) são utilizadas em estudos relacionados aos recursos naturais por fornecerem informações da superfície das terras em áreas amplas e de difícil acesso. Nesse trabalho objetivou-se gerar uma imagem multitemporal de solo exposto através de imagens de satélite e, com ela, mapear atributos da superfície do solo. A área de estudo é a região de Piracicaba, SP, onde foram selecionadas treze imagens do Landsat TM. Amostras da camada mais superficial dos solos foram coletadas em 740 pontos, e nelas analisados vários atributos do solo. Por meio da reflectância espectral dos objetos das imagens de satélite foram obtidas informações de solo exposto e eliminados outros alvos. As imagens foram adquiridas em série histórica e sobrepostas, gerando uma composta final com solo exposto. Os atributos do solo que obtiveram boa correlação com as bandas dessa imagem foram quantificados por meio da técnica de regressão multivariada e espacializados. Mapas pré-existentes de geologia e pedologia auxiliaram no entendimento da variabilidade espacial da textura e cor dos solos na paisagem. A taxa de variação do solo exposto em uma imagem individual variou de 7 a 20 %, enquanto a unificada atingiu 53 % da área total. Valores de reflectância entre as bandas TM3 e TM4 contrapostos representando a linha do solo e curva espectral média de espectros de amostras de solos obtidas em laboratório apresentaram semelhança com as de satélite. Entre os atributos estudados, a argila obteve a melhor correlação com R^2 de 0,75, erro baixo e RPD acima de 2. Outros atributos relacionados com a argila também obtiveram boa correlação, como matéria orgânica (MO) e capacidade de troca de cátions (CTC) com R^2 de 0,4 e 0,34 respectivamente.

Palavra-chave: Landsat TM; Imagem multitemporal; Solo exposto; Quantificação de atributos do solo

ABSTRACT

Landsat TM multi-temporal images as strategy for pedological survey

The knowledge of spatial distribution of soil attributes is necessary for soil planning and monitoring. Landsat 5 Thematic Mapper (TM) images are used in studies related to natural resources for providing the land surface information in large areas and in areas of difficult access. This work aimed to create a multi-temporal image of bare soil through satellite scenes and map soil attributes from the surface. The study area is located in Piracicaba region, SP, where thirteen Landsat TM scenes were selected. Samples of the soil superficial layer were collected at 740 points, and several soil properties were analyzed. Spectral reflectance of different objects from satellite images was obtained and only exposed soil information was selected. Images were acquired in historical series and overlapped, generating a final composed image with bare soil. Soil attributes that presented good correlation with the bands were quantified by multivariate regression and mapped. Pre-existing maps of geology and soil helped in understanding soil texture spatial variability and color in the landscape. The soil variation rate in an individual exposed image ranged from 7 to 20%, while the unified reached 53% of the total area. Obtained values of reflectance between TM3 and TM4 bands representing the soil line and average spectral curve of laboratory soil samples were similar to the satellite ones. Among the soil attributes studied, clay presented the best correlation with R^2 value of 0.75, low error and RPD value above 2.0. Other attributes related to clay also presented good correlation, such as organic matter (OM) and cation exchange capacity (CEC) with R^2 values of 0.4 and 0.34 respectively.

Keywords: Landsat TM; Multi-temporal image; Bare soil; Soil attributes quantification

LISTA DE FIGURAS

- Figura 1 - Localização da área de estudo em relação ao Estado de São Paulo em mapa hipsométrico com delineamento dos oito municípios.....25
- Figura 2 - Localização dos pontos coletados na área de estudo via trado submetidos as análises laboratoriais químicas e físicas (classificados no triângulo textural) e os dados utilizados na calibração e validação do modelo de quantificação dos atributos.....27
- Figura 3 - Fluxograma mostrando os procedimentos metodológicos realizados para criar a imagem composta com solo exposto e para quantificação de atributos do solo. NDVI: Índice de vegetação por diferença normalizada; ND57: Índice entre as bandas TM5 e TM7 por diferença normalizada; B3-B2: diferença entre TM3 e TM2; B2-B1: diferença entre TM2 e TM1.28
- Figura 4 - Valores limiares do ND57 e NDVI para cada imagem de satélite na obtenção das máscaras de solo exposto.33
- Figura 5 - a) Perfil espectral padrão dos alvos de uma imagem de satélite e os ângulos entre TM5 e TM7 b) Linha do solo referente aos valores de reflectância das bandas TM3 e TM4 de diferentes alvos de uma imagem de satélite.42
- Figura 6 - a) Índice ND57 calculado para amostras de solo textura arenosa, média, argilosa e palhada; b) Imagem de satélite e máscara aplicada sobre a palhada.....45
- Figura 7 - a) Curva espectral obtida em laboratório por sensor terrestre; b) Curva espectral média por classe textural obtida da imagem composta com solo exposto; c) Linha do Solo obtida em laboratório por sensor terrestre; d) Linha do solo obtida da imagem composta.....47
- Figura 8 - Imagem composta com solo exposto e as subáreas estudadas. IMO: imagem de satélite original; ICS: imagem composta sobreposta a original51
- Figura 9 - a) Folha geológica de Piracicaba (MEZZALIRA, 1966). b) Carta de solos semi-detalhada IAC (SF-23-Y-A-IV) de Piracicaba (OLIVEIRA; PRADO, 1989 e c) Classe textural da camada superficial do solo baseado na carta pedológica semi-detalhada IAC.54

Figura 10 - a) Gráfico de “scores” da Componente Principal 1 <i>versus</i> a Componente Principal 2; b) Loading para cada banda do sensor TM da Componente Principal 1 e Componente Principal 2	60
Figura 11 - Comparação dos atributos observados e predição calculado pelo PLSR; a) Argila (g kg^{-1}); b) Areia (g kg^{-1}); c) MO (g kg^{-1}) e d) CTC ($\text{mmol}_c \text{kg}^{-1}$)	62
Figura 12 - Mapa de argila via modelo regressão multivariada entre espectros da imagem composta e amostras de solo	63
Figura 13 - Mapa de MO e CTC via modelo de regressão multivariada entre espectros da imagem composta e amostras de solo.....	64
Figura 14 - Comparação em áreas de unidades de mapeamento simples e associações de Argissolo Vermelho (PV) com textura média ou arenosa entre a carta pedológica de Piracicaba e o mapa de textura via imagem satélite.	67

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Contraste gerado por operações entre bandas	32
Tabela 2 - Estatística descritiva dos atributos do solo determinados em laboratório	39
Tabela 3 - Área composta por solo exposto em cada imagem.....	46
Tabela 4 - Análise de correlação entre atributos do solo e bandas do sensor TM	58
Tabela 5 - Variância explicada e cumulativa ao longo das componentes principais .	59
Tabela 6 - Matriz de erro e acerto entre atributos do solo observados e preditos.....	65
Tabela 7 - Matriz de erro e acerto entre a carta pedológica pré-existente e o conteúdo de argila predita	66

1 INTRODUÇÃO

O solo é um corpo natural que representa formas de vida, e assim como todos os seres vivos também respira, absorvendo gases como o oxigênio e metano e liberando dióxido de carbono e óxido nitroso. Esses gases interagem com a atmosfera de diversas formas, em que disponibiliza vapor d'água e influencia nos processos climáticos, alterando a precipitação e temperatura. (BRADY; WEIL, 2007). O solo serve como fluxo de base para a água transportada pela superfície até rios, lagos e estuários, infiltra se movendo até os aquíferos ou emerge nos mananciais (nascentes) e auxilia na remoção de impurezas.

Solos compactos e sem vegetação tem menor infiltração de água e maior erosão, o que resulta no assoreando de corpos d' água. Com os problemas atuais brasileiros quanto à questão hídrica (quando se fala na proteção dos mananciais hídricos terrestres) o tipo de solo e o sistema de manejo devem ser considerados, devido sua grande influência no ambiente. Assim, é necessário tomar medidas que visem sua preservação (HARTEMINK; MCBRATNEY, 2008).

O solo é a interface entre as quatro grandes esferas ecológicas: atmosfera, biosfera, litosfera e hidrosfera, sendo meio de suporte para o crescimento das plantas e produção de quase todo o alimento consumido por humanos e animais. O Brasil é um dos países mais biodiversos do mundo e é um dos maiores produtores mundiais de alimento, devido principalmente às condições pedoclimáticas favoráveis. A FAO (Organização das Nações Unidas para Alimentação e Agricultura) estima que a atual produção de alimentos tenha que aumentar em 70% a fim de alimentar a população em 2050 (FAO, 2013a). A área utilizada para produção de alimentos é cerca de 13,4 bilhões de hectare no mundo (FAO, 2013 b). Devido a essa demanda, ocorre forte pressão na expansão agrícola, o que sem planejamento, pode depreciar o solo e atingir outros recursos naturais.

Obade e Lal (2013) explicam que mudanças drásticas na qualidade do solo ocorrem muitas vezes em locais onde não se tem mapa pedológico. Levantamentos de solo são essenciais para aplicações no planejamento agrícola e na conservação dos solos. Apesar da importância desses levantamentos, o Brasil conta com 75,6 % de área coberta por mapas pedológicos de nível esquemático e exploratório, 17,1 % por mapas de nível reconhecimento e apenas 0,25 % em níveis semi-detalhado e detalhado (MENDONÇA-SANTOS; SANTOS, 2006). Com essa informação fica

evidente a necessidade da execução de mapas de solos detalhados (LEPSCH, 2013). Para atingir este intento, é necessário mapear grande áreas, com tempo e custos baixo, o que se torna possível por meio do uso de geotecnologias integradas. O mapeamento tradicional requer trabalho altamente especializado em campo, gera resíduos (reagentes) químicos devido as inúmeras análises laboratoriais e apresenta elevado custo.

O pedólogo quando aspira mapear uma área, seu objeto de estudo é entender o solo como um corpo tridimensional inserido na paisagem resultante de fatores e processos que atuam sobre ele. O solo pode ser representado pela unidade básica chamada perfil conceito que surgiu com Dokuchaev (1846-1903). Jenny (1941) desenvolveu a “equação do solo” ($S = f(\text{cl, o, r, p, t})$), definindo-o como produto dos fatores de formação (Clima; Organismos; Relevo; Material de Origem e Tempo). McBratney, Mendonça-Santos, Minasny (2003) inclui dois novos fatores a equação proposta por Jenny, fazendo que a equação fosse conhecida como “*scorpan*”. Sendo o solo um novo fator (s), pois ele pode ser previsto a partir de suas propriedades. O fator s refere-se a informações sobre o solo a partir de mapas pré-existentes, conhecimento especializado e dados de sensoriamento remoto (SR) obtidos a nível orbital coletados a longa distância em plataforma no espaço, aéreo através de sensores acoplados em aviões ou próximo (SRP) adquiridos a curta distância no campo ou em laboratório. O outro fator refere-se a sua posição geográfica (n),

As geotecnologias, especialmente o SR, são utilizados para extrair informações espectrais da superfície terrestre por meio de dados de reflectância e de emissões da radiação eletromagnética, sem estar em contato com a superfície da Terra. O SR advindos de satélites, por exemplo, utiliza plataformas com sensores no espaço para quantificar as informações dos alvos naturais e artificiais (LILLESAND; KIEFER, 1994).

Dados espectrais dos solos obtidos por SR, principalmente por SRP, podem estimar atributos do solo de maneira rápida e eficiente, superando as limitações dos levantamentos tradicionais de solo. (VISCARRA ROSSEL et al., 2011), além de ser uma técnica não destrutiva. Tal fato se dá pela obtenção da informação sobre o alvo sem haver contato com o mesmo. Essa técnica pode ser vista como parte da “química verde”, pois reduz os impactos ambientais gerados por análises químicas laboratoriais (GAŁUSZKA; MIGASZEWSKI; NAMIEŚNIK, 2013). O SR em todos os níveis de

aquisição apresenta elevado potencial para mapeamento de solos e planejamento do uso das terras agrícolas.

A energia refletida ou emitida no espectro eletromagnético varia com as características físicas, químicas e matriz do solo (material mineral e material orgânico). (STONER; BAUMGARDNER, 1981; BEN DOR, 2008; MULDER et al., 2011). A elevada variabilidade espacial em atributos físicos e químicos do solo estão relacionados a fatores intrínsecos (fatores naturais) e extrínsecos (fatores antrópicos) (CAMBARDELLA et al., 1994; HAUBROCK et al., 2008).

As propriedades do solo por possuir características de absorção específica, podem ter medidas espectrais diretamente inferidas (CLOUTIS, 1996). Stenberg et al. (2010) demonstraram as questões físicas que fundamentaram o uso da reflectância no estudo do solo usando SRP, caracterizando a assinatura espectral, em que abordou as interações que ocorrem em faixas do espectro, resultando em absorção, refração ou reflexão da energia recebida. Alguns atributos dos solos interferem diretamente na intensidade, forma e feições de absorção, como matéria orgânica, mineralogia, óxidos de ferro e umidade (BEN DOR, 2002).

Modelos de regressão multivariada, como a regressão linear múltipla (Multiple Linear Regression, MLR) e regressão dos mínimos quadrados parciais (Partial Least Square Regression, PLSR) se baseiam em diferentes características da assinatura espectral das amostras de solo de superfície e são assim usados para quantificar os seus atributos. Dentre esses dois métodos, o PLSR possui melhor poder de predição (SELIGE; BOHNER; SCHMIDHALTER, 2006), variando menos a extrapolação dos dados na calibração (MULDER et al., 2011).

Coleman et al. (1991) indicaram o potencial dos dados espectrais dos sensores localizados em satélites para quantificar solos, incentivando estudos nessa área. As imagens de satélite auxiliam na análise da variação espacial dos atributos do solo, mesmo sendo apenas utilizados atributos da camada superficial, como cor e textura, e assim identificar áreas de solos homogêneos ou heterogêneos (LIU et al., 2012; COLLARD et al., 2014; SHABOU et al., 2015; BALLABIO; PANAGOS; MONTANARELLA, 2016). Mapeamentos pedológicos são facilitados por meio do entendimento da relação solo-paisagem, diminuindo o número de amostras coletadas e melhorando a precisão. Para isso, os pedólogos estabelecem relações da evolução da paisagem, estratigrafia local e processos pedogenéticos (VIDAL-TORRADO, 1994). Se ao conhecimento dessas relações solo paisagem dados espectrais forem

adicionados isso poderá ajudar a verificar a homogeneidade das unidades de mapeamento e a identificação de alguns atributos de seus solos (DEMATTE; RIZZO; BOTTEON, 2015).

Profissionais da área da pedologia necessitam de informações obtidas de imagens, preferencialmente de solo exposto, quando o objetivo é estimar atributos do solo e mapeá-los. A estimação de um atributo do solo pode ser realizada em três situações: a) diretamente no campo; b) por pedotransferência relativa aos aspectos de relevo e c) diretamente em imagens de satélite.

As imagens realçadas auxiliam a identificar elementos fundamentais de interpretação de imagens, incluindo escala de cinza (do preto ao branco), intensidade, cor (vermelho (Red, R), verde (Green, G), azul (Blue, B)), altura (profundidade e elevação), tamanho (área, perímetro, comprimento e volume), forma, sombra, textura, localização, associação e arranjo (JENSEN, 2006). Sendo assim, em uma região onde cultivos são comuns, é relativamente simples encontrar pixels de solo exposto usando uma dada cena de satélite (BIARD; BARET, 1997).

As características dos sensores instalados em satélites variam de acordo com a resolução temporal, radiométrica, espectral e espacial. Resolução temporal se refere à periodicidade com que um satélite passa sobre a superfície terrestre em um mesmo ponto; resolução radiométrica diz respeito à faixa de distribuição dos números digitais na imagem; resolução espectral refere-se ao número de bandas espectrais utilizados por um determinado sensor e resolução espacial refere-se à área de leitura do sensor (pixel) (JENSEN, 2006).

A razão entre diferença normalizada entre as bandas do sensor Landsat, similar ao índice de vegetação NDVI desenvolvidos podem auxiliar na identificação de assinaturas mineralógicas específicas dos solos e/ou materiais de origem (BOETTINGER et al., 2008). Madeira Netto (1993) propôs uma relação para expressar a variação textural dos solos, em que desenvolveu uma relação normalizada entre banda TM5 e TM7 do Landsat para determinar a textura nos Latossolos baseado nas feições de absorção dos minerais desse solo, a caulinita e a gibsitita. Outros estudos relacionaram as bandas do Landsat 7 ETM com atributos dos solos, encontrando elevada correlação entre a banda ETM 5 e pH, matéria orgânica, carbonato de cálcio e nitrogênio (DOGAN; KILIÇ, 2013).

O estudo do solo via dados orbitais tem sido amplamente utilizado na identificação de atributos das frações sólidas do solo. Demattê et al. (2005) discriminaram, quantificaram e identificaram atributos do solo a partir de dados de reflectância espectral de imagens de satélite. Vicente e Souza Filho (2011) mapearam caulinita e óxido de ferro utilizando bandas do sensor ASTER. Liu et al. (2012) identificaram as classes texturais do solo e as mapearam usando o sensor MODIS.

O estudo do solo também evoluiu para o nível hiperspectral em satélites como Hyperion, cujas imagens foram utilizadas para identificar solos salinos (GHOSH, KUMAR, SAHA, 2012). Sensores hiperspectrais a bordo de aviões foram utilizados por Galvão et al. (2008) para mapear propriedades do solo relacionadas ao Fe_2O_3 (óxidos de ferro) e Ki (índice de intemperismo) e por Chabrilat et al. (2002) para mapear argila considerando as diferenças nas assinaturas espectrais dos minerais.

A evolução dos sensores orbitais é promissora para as próximas décadas, como o sensor Infravermelho hiperespectral (HyspIRI), que terão as imagens disponibilizadas dentro alguns anos (LEE et al., 2015). Este sensor é capaz de abranger ampla gama de áreas relacionadas às ciências, que vão desde o funcionamento dos ecossistemas e diversidade da Terra até saúde e urbanização. Entretanto, atualmente existem dificuldades na aquisição de dados hiperspectrais devido principalmente ao alto custo; por isso, destaca-se a importância dos multiespectrais.

A problemática dos levantamentos de solos resume-se em: a) o Brasil e o mundo precisam utilizar os solos de maneira adequada e não há mapas pedológicos ou de atributos do solo em escala semi-detalhada e detalhada apropriados para o manejo adequado, de acordo com a necessidade da agricultura; b) Mapear extensas áreas em menos tempo exige o uso de tecnologia, sendo uma técnica promissora o SR em plataformas orbitais. Espera-se que as características espectrais da superfície de solos expostos obtidas do sensor Landsat TM tenham relação positiva com atributos do solo. Considerando que uma imagem não fornece uma ampla área de solo exposto, a junção de série histórica de imagens se faz necessária para obter uma área maior para fins de mapeamento pedológico.

Face ao exposto esse trabalho visa gerar uma imagem multitemporal de solo exposto através de imagens de satélite e com ela mapear atributos da superfície do solo. O método proposto tem o intuito de ser rápido e eficaz nos estudos de

caracterização da superfície terrestre podendo assim auxiliar no mapeamento digital de solos.

2 MÁTERIAL E MÉTODOS

2.1 Caracterização da área de estudo

A área de estudo engloba os municípios de Piracicaba, Saltinho, Mombuca, Rio das Pedras, Iracemápolis, Charqueada, Capivari e Rafard, localizados no estado de São Paulo, Brasil (Figura 1), correspondendo uma área total de 242.000 ha.

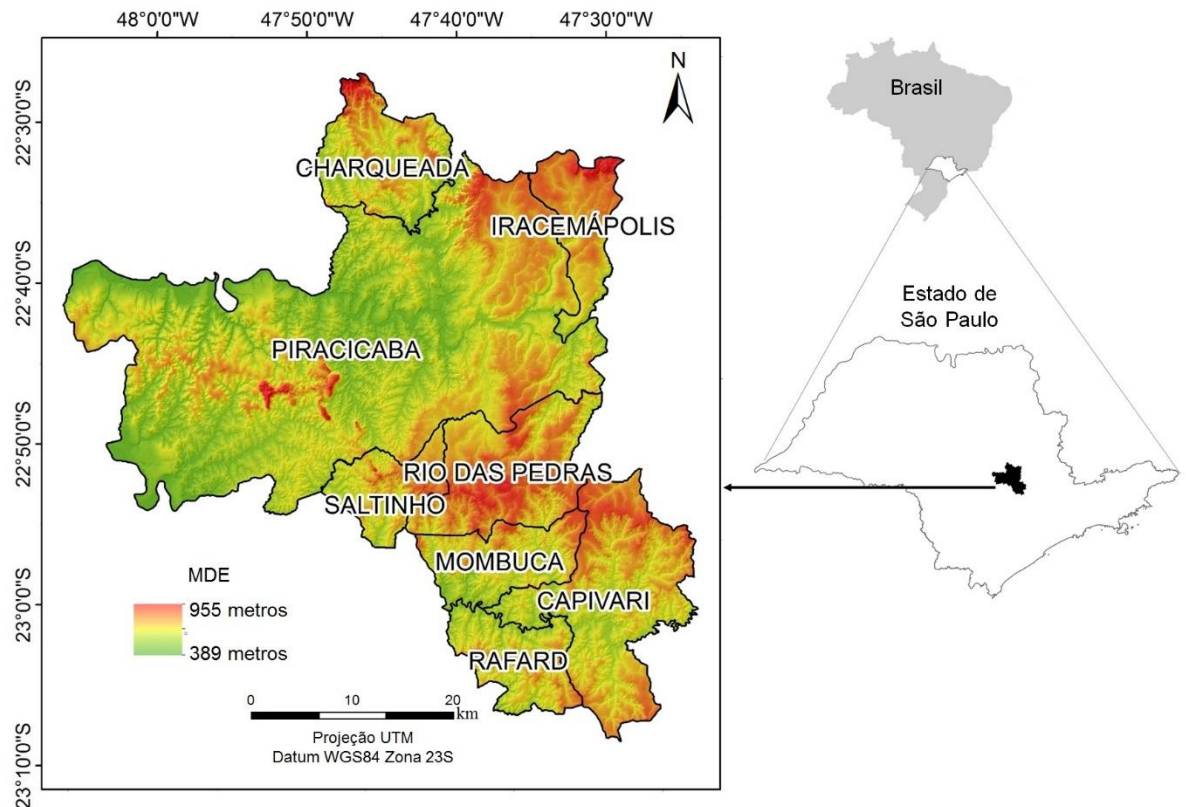


Figura 1 - Localização da área de estudo em relação ao Estado de São Paulo em mapa hipsométrico com delineamento dos oito municípios

A maior parte área estudada está enquadrada geomorfologicamente na Zona do médio Tietê da província da Depressão Periférica (ALMEIDA, 1964), compreendendo vários afluentes do rio Piracicaba. A Depressão Periférica é citada por Penteado (1976) e por Ab'Saber (1969) como um faixa erosiva deprimida entre as escarpas avançadas das cuestas arenítico-basálticas e o Planalto Cristalino Atlântico, podendo ter sido formado por erosão diferencial, entre rochas sedimentares e rochas cristalinas (basalto). A geologia é constituída por rochas do Grupo Tubarão (Formação Itararé e Tatuí), Grupo Passa Dois (Formação Irati e Corumbataí), Grupo São Bento (Formação Botucatu, Piramboia e Serra Geral) e sedimentos quaternários, de acordo

com a folha geológica de Piracicaba SF 23 – M 300, escala publicação 1: 100.000 (MEZZALIRA, 1966).

De acordo com a carta pedológica semi-detalhada de Piracicaba SF 23Y-A – IV, escala publicação 1:100.000 (OLIVEIRA; PRADO, 1989), os principais solos encontrados na região são: Latossolo Vermelho (LV), Latossolo Vermelho Amarelo (LVA), Latossolo Vermelho férrico (LVf), Argissolo Vermelho (PV), Argissolo Vermelho Amarelo (PVA), Planossolo Háptico (SX), Nitossolo Vermelho (NV), Nitossolo Vermelho Latossólico (NVL), Cambissolo Háptico (CX), Neossolo Quartzarênico (RQ), Neossolo Litólico (RL) e Gleissolo Háptico (GX). As unidades de mapeamento são encontradas no mapa compreendendo mais de uma unidade taxonômica na forma de Associações ou Grupamentos Indiscriminados.

O clima é classificado como Cwa, conforme o sistema Köppen (KÖPPEN; GEIGER, 1928), caracterizado como subtropical com inverno seco, compreendendo os meses entre Junho e Agosto, e verão chuvoso principalmente entre Novembro e Janeiro. A altitude varia de 389 a 955 metros (Figura 1), conforme mapa hipsométrico.

As vegetações naturais são da formação Floresta Estacional Semidecidual, Floresta Paludosa, Floresta Estacional Decidual e diversas fitofisionomias de Cerrados. A ocorrência desses tipos de vegetação está estreitamente correlacionada com as características pedogeoclimáticas, que são expressões das características geológicas, geomorfológicas e hidrológicas regionais (RODRIGUES, 1999). Os Cerrados ocupavam originalmente na Folha de Piracicaba, áreas fora da influência de cursos d'água, localizadas especialmente nas partes elevadas das colinas da depressão periférica e em maior expressão nas regiões englobadas pelo planalto ocidental. Todas essas vegetações, foram historicamente substituídas por culturas e pastagens, restando hoje pequenos fragmentos isolados. O cultivo de cana-de-açúcar é o uso da terra predominante na região, seguido por áreas de pastagens.

2.2 Coleta das amostras de solo e análises física e químicas

Pontos amostrais foram alocados para coleta de solo baseado em transectos em um sistema de topossequência, baseado no MDE e fotos aéreas. As amostras de solo foram obtidas por tradagens na profundidade de 0-20 cm (horizonte A), totalizando 740 amostras (Figura 2). As amostras de solo foram secas a 50°C por 48 horas e peneiradas, para obtenção da fração menor que 2 mm.

A composição granulométrica do solo foi obtida através do método do densímetro (CAMARGO et al., 1986) e classificadas através do triângulo textural (Figura 2) segundo Santos et al. (2013) em que foi possível distinguir quatro classes texturais de solos: muito argiloso ($>600 \text{ g kg}^{-1}$), argilosa ($350\text{-}600 \text{ g kg}^{-1}$), média ($150\text{-}350 \text{ g kg}^{-1}$) e arenosa ($< 150 \text{ g kg}^{-1}$). As análises de matéria orgânica (MO), P, Ca^{2+} , Mg^{2+} , K^+ , Al^{3+} , H^+ , CTC, V% e m% foram realizadas segundo Raji et al. (2001).

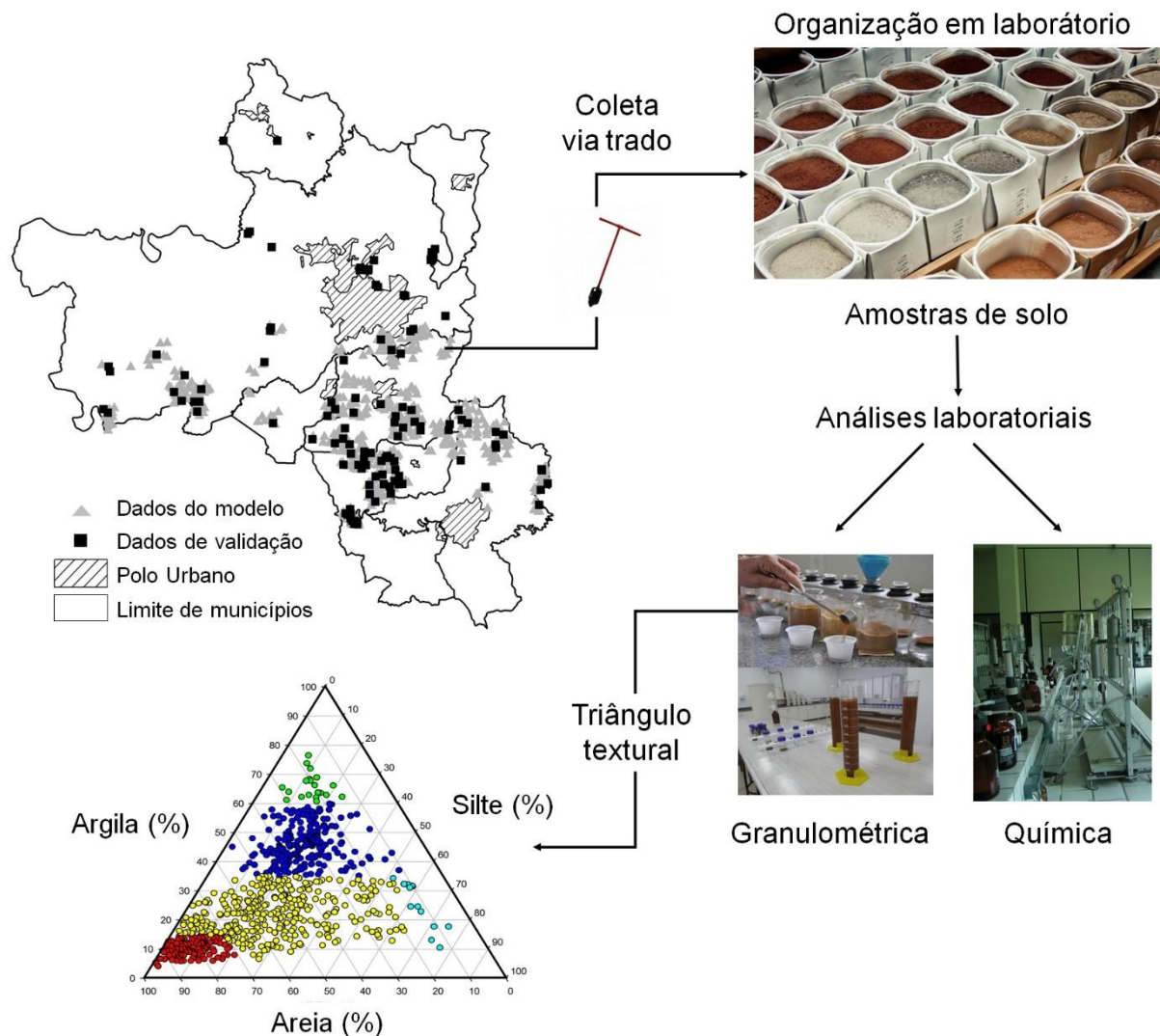


Figura 2 – Localização dos pontos coletados na área de estudo via trado submetidos as análises laboratoriais químicas e físicas (classificados no triângulo textural) e os dados utilizados na calibração e validação do modelo de quantificação dos atributos.

2.3 Dados de sensoriamento remoto

O procedimento metodológico realizado para criar a imagem composta com solo exposto e para quantificação de atributos do solo (Figura 3) segue:

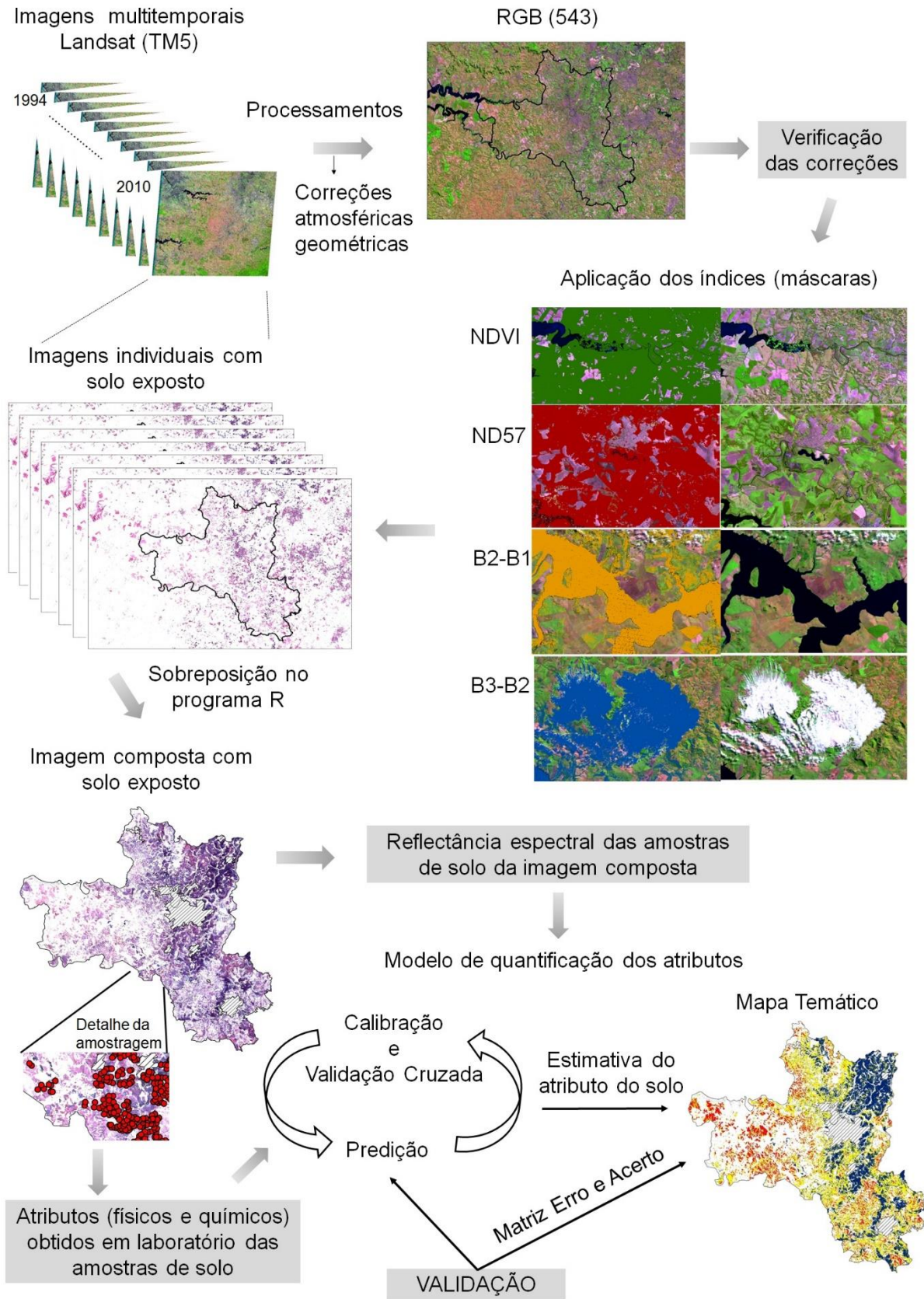


Figura 3 – Fluxograma mostrando os procedimentos metodológicos realizados para criar a imagem composta com solo exposto e para quantificação de atributos do solo. NDVI: Índice de vegetação por diferença normalizada; ND57: Índice entre as bandas TM5 e TM7 por diferença normalizada; B3-B2: diferença entre TM3 e TM2; B2-B1: diferença entre TM2 e TM1.

2.3.1 Imagens de satélite

Um banco com imagens de uma série histórica do satélite Landsat 5, sensor (TM) foi obtido por meio do USGS (Serviço Geológico dos Estados Unidos), as quais são georreferenciadas, porém brutas (sem processamento). A cena obtida para este estudo pertence à órbita 220 e ponto 76.

Os dados do Landsat TM5 foram adquiridos em uma resolução espacial de 30m (Bandas TM1, TM2, TM3, TM4, TM5 e TM7) e resolução radiométrica de 8 bits. A resolução espectral conta com bandas que integram segmentos de comprimentos de onda específicos da faixa do espectro eletromagnético. As faixas do sensor Landsat compreendem:

- ✓ TM1 – azul (VIS: 450 – 520 nm)
- ✓ TM2 – verde (VIS: 520 – 600 nm)
- ✓ TM3 – vermelho (VIS: 630 – 690 nm)
- ✓ TM4 – infravermelho próximo (NIR: 760 – 900 nm)
- ✓ TM5 – infravermelho de ondas curtas (SWIR 1: 1550 – 1750 nm)
- ✓ TM6 – infravermelho termal (1040 – 1250 nm), com resolução espacial de 120m
- ✓ TM7 – infravermelho de ondas curtas (SWIR 2: 2080 – 2350 nm)

As imagens escolhidas incluem os anos de 1994 a 2010 (Figura 3), obtidas no período de maio a setembro de cada ano, pois nesta época muitos dos solos da região costumam estar arados e gradeados, estando com a sua superfície diretamente exposta ao ar. Além disso, essa é uma época menos chuvosa e com menos interferência de umidade do solo.

2.3.2 Processamento digital das imagens

O Processamento Digital de Imagens (PDI) pode ser definido como a manipulação de uma imagem por meio digital. O intuito do PDI é melhorar o aspecto visual de certas feições e facilitar a extração de informação da imagem. Todas as imagens orbitais apresentam alterações radiométricas (modificação do Número Digital-ND) e geométricas (correção da posição do pixel).

Para caracterização espectral de objetos na imagem de satélite, foi necessário fazer a conversão dos ND's para valores de parâmetros físicos, a radiância e a reflectância. Primeiro, efetuou-se a conversão dos NDs para valores físicos e em

seguida os valores foram transformados em radiância aparente, utilizando o programa ENVI (Environment for Visualizing Images).

Os dados em radiância podem ser comparados entre si, no entanto, não é o parâmetro mais apropriado para avaliação das propriedades espectrais de objeto (PONZONI; SHIMABUKURO; KUPLICH, 2012), pois a radiância é um parâmetro radiométrico dependente da intensidade de radiação irradiada pela fonte. A reflectância passa a assumir papel de destaque nos estudos que incluem as propriedades espectrais, sendo expressa pelos fatores de reflectância. A transformação de ND para fator de reflectância aparente foi proposto por Markham e Barker (1986). Uma vez convertido os NDs em fator de reflectância foi possível fazer operações aritméticas utilizando bandas das imagens.

A caracterização espectral de um objeto na superfície terrestre só é possível após eliminar ou minimizar os efeitos da atmosfera sobre os fatores de reflectância, principalmente devido ao fenômeno de espalhamento da radiação eletromagnética que interfere principalmente a região do visível (PONZONI; SHIMABUKURO; KUPLICH, 2012). O fator de reflectância e a correção atmosférica foram obtidos por meio da ferramenta "FLAASH" do programa ENVI mediante o conhecimento de características do sensor e das condições ambientais nas quais as imagens foram geradas. O resultado foi apresentado em uma escala de 8 bits (valores de 0–255) para que as imagens pudessem ser visualizadas em tela de computadores. As imagens foram projetadas no sistema Universal Transversa de Mercator (Zona 23/South/Datum SIRGAS 2000).

Os dados multiespectrais das imagens Landsat possuem informações nos comprimentos de onda numa gama muito mais ampla que no visível, onde os olhos humanos conseguem enxergar. No entanto, para melhor visualização em telas de computadores, cores são utilizadas para representar as bandas em diferentes comprimentos de onda. O monitor usa três cores primárias, vermelho, verde e azul (RGB) para criar as imagens coloridas visualizadas pelos olhos humanos. A interação entre as três cores adicionadas a escala de tons de cinza (valores dos pixels) e a saturação cria novas cores e facilita a identificação dos alvos de interesse. Analisando um pixel que é representado por um número, o valor do pixel, zero representa preto (sem luz) e 255 representa o branco (muita luz) (HORNING, 2004a). As cores permitiram ver a cor do solo e eliminar a confusão com a vegetação e outros alvos (LEGROS, 2006). As imagens quando realçadas digitalmente identificam informações

sutis em imagens que poderiam ser perdidas se não contrastadas ou filtradas. Essas observações são importantes para entender o comportamento da área de estudo.

A composição RGB para colorir as bandas 5, 4 e 3 respectivamente foi utilizada para realçar vegetação, solo e água. A banda TM5 é sensível a umidade e utilizada para monitorar vegetação e umidade do solo. A banda TM4 é utilizada para contrastar água e outros alvos da superfície, os corpos de água absorvem quase toda a luz no comprimento de onda e aparecem escuros, contrastando com do solo e vegetação mais brilhantes. A banda TM3 pode ser útil para distinguir vegetação e solo e monitorar a saúde da vegetação, pois a vegetação absorve quase toda a luz vermelha incidente (absorção da clorofila) (HORNING, 2004b).

2.3.3 Verificação da correção atmosférica

A verificação da correção atmosférica se deu mediante observação de diferentes alvos, os quais foram selecionados em áreas onde as reais informações da superfície eram conhecidas (assinatura espectral), tais como: água, vegetação, palha e solos de diferentes texturas. As assinaturas espectrais dos solos, foram comparadas com estudos de espectroscopia de solos tropicais (NANNI; DEMATTÊ, 2006; DEMATTÊ et al., 2009; DEMATTÊ; TERRA, 2014; FRANCESCHINI et al., 2013).

2.3.4 Método de obtenção do solo exposto via imagens de satélite

2.3.4.1 Detecção de solo exposto

Índices resultados das operações aritméticas de um par de bandas espectrais foram executados (Tabela 1) para realçar o contraste entre os alvos. Os pixels das imagens que não incluíam solo exposto (vegetação, água e outros), foram eliminados por meio da ferramenta “ModelBuilder” do programa ArcGis. Um modelo de fluxograma foi gerado, alimentando a saída de uma ferramenta para outra ferramenta como entrada, possibilitando encadear uma sequência de ferramentas, executando os quatro índices de uma vez, gerando o que foi denominado de “máscaras de solo exposto”. Valores mascarados foram atribuídos zero e os pixels incluídos representavam valores de um (áreas com provável ocorrência de solo exposto).

A razão entre as bandas referente ao vermelho (banda TM3) e infravermelho próximo (banda TM4) serviu para diferenciar o contraste entre solo e vegetação, em que foi utilizado o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI), proposto

por Rouse et al. (1973) (Tabela 1). Os índices de vegetação se fundamentam no comportamento antagônico da reflectância nas duas regiões espectrais VIS-NIR. Pixels que apresentaram vegetação rala, moderada e densa foram mascarados através de valores limiares de NDVI (Figura 4), mantendo-se somente pixels com áreas sem vegetação (Figura 3).

Tabela 1 - Contraste gerado por operações entre bandas

Contraste	Equação
Solo e Vegetação	$NDVI = (pb4 - pb3) / (pb4 + pb3)$
Palha e solo exposto	$ND57 = (pb7 - pb5) / (pb7 + pb5)$
Nuvens e áreas queimadas	$B2-B1 = (pb2 - pb1)$
Água e Vegetação	$B3-B2 = (pb3 - pb2)$

*pb1: reflectância no azul, pb2: reflectância no verde, pb3: reflectância no vermelho, pb4: reflectância no infravermelho próximo, pb5: reflectância no infravermelho médio, pb7: reflectância no infravermelho médio.

A palha da cana-de-açúcar e o solo geralmente apresentam reflectância espectral similar, principalmente com os solos arenosos. Porém, podem se diferenciar apenas pela magnitude da reflectância nos comprimentos de onda nas faixas do VIS-NIR-SWIR (BIARD; BARET, 1997; NAGLER; DAUGHTRY; GOWARD, 2001; STRECK; RUNDQUIST; CONNOT, 2002). Para caracterizar o contraste entre solo exposto e coberto com palha de cana-de-açúcar foi utilizado a diferença normalizada entre as bandas TM5 e TM7 (Tabela 1), denominado neste trabalho como ND57. Um valor limiar do índice ND57 foi utilizado em cada imagem para mascarar o resíduo da cana-de-açúcar entre o solo exposto (Figura 4).

Para as imagens que apresentavam nuvens, foi realizada uma máscara entre a diferença das bandas TM2 e TM1 (B2-B1) para realçá-las (Figura 3), em que foi atribuído valor zero aos pixels que detectaram nuvens. Na caracterização da água foi utilizado o mesmo procedimento de detecção anterior, mas foram empregadas as bandas TM3 e TM2 (B3-B2) (Figura 3), essas operações foram baseadas em conhecimento empírico.

Os quatro índices foram executados automaticamente para cada imagem, por meio dessas instruções condicionais. O método foi rápido, simultâneo e capaz de separar solo exposto, solo coberto por palhada da cana-de-açúcar, vegetação, água e nuvens dos pixels das imagens.

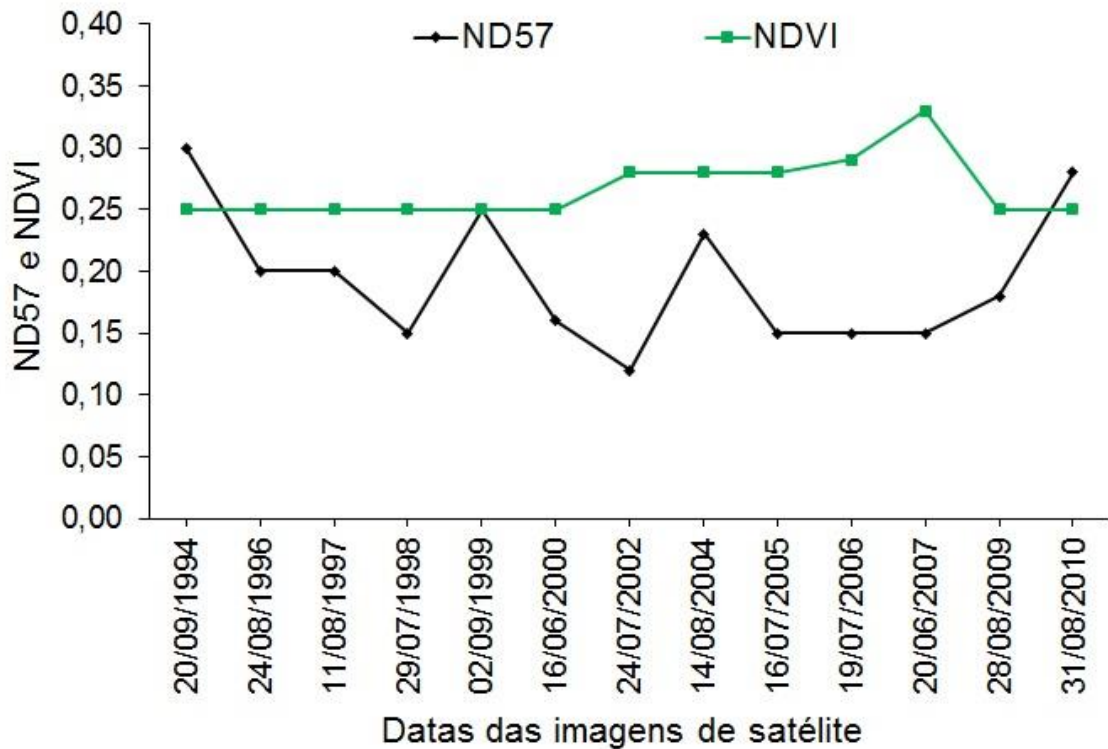


Figura 4 - Valores limiares do ND57 e NDVI para cada imagem de satélite na obtenção das máscaras de solo exposto.

A área urbana foi mascarada utilizando o contorno dos polos urbanos desenhados através de foto aérea disponibilizada pela Empresa Paulista de Planejamento Metropolitano (EMPLASA), cuja imagem possui resolução espacial de 1 m.

2.3.4.2 Imagem composta com solo exposto

Após a aplicação das máscaras, cada imagem apresentou apenas áreas com solo exposto. No entanto, como uma ou mais imagens de diferentes datas podem ter o mesmo pixel com solo exposto, na compilação da informação espectral levantou-se a questão: como escolher o melhor pixel? O pixel com solo seco foi escolhido para compor a imagem final baseado em informações espectrais. A presença de umidade no solo causa efeitos distintos na reflectância na faixa espectral VIS-NIR-SWIR. Estudos para quantificar o conteúdo de água na superfície do solo encontraram que os melhores comprimentos de onda foram 1800nm e 2119nm (referente as faixas do SWIR 1 e SWIR 2) (HAUBROCK et al., 2008). Para extrair valores referentes a pixel com solos secos expostos foi utilizado o menor valor da razão da diferença normalizada entre bandas TM5 e TM7, pois o albedo diminui com o aumento da

umidade do solo (BAUMGARDNER, 1985; LOBELL; ASNER, 2002, WEIDONG et al., 2002). A umidade diminui a intensidade da assinatura espectral dos solos (DEMATTÊ et al., 2006). Assim, entre os pixels da mesma posição com possível solo exposto, o pixel que apresentou menor valor de ND57 foi o escolhido para compor a imagem final, pois indica menor teor de umidade no solo.

Os dados das máscaras e os valores do índice ND57 foram inseridos no programa R. Cada posição espacial de um pixel pode ter de zero a treze pixels com informação de reflectância das seis bandas, pois foram treze imagens escolhidas. O valor mínimo ND57 foi extraído das máscaras em cada posição espacial dos pixels. Assim, foi gerada uma única imagem com valores de reflectância único por posição espacial, sendo essa denominada imagem composta (IC).

As informações de reflectância referente à posição espacial de cada amostra de terra foram extraídos da IC, por meio do programa ArcGis.

2.3.5. Linha do solo e curva espectral média

A textura dos solos amostrados e os dados espectrais dos pixels foram relacionados para validação da imagem composta. Um gráfico foi gerado contrapondo valores de reflectância na região do visível e do infravermelho próximo, em um espaço bidimensional, representada por Baret et al. (1993), como linha do solo (linha 1:1). A linha do solo começa entre o "x" e eixo "y" em um ângulo de 45 graus. Quanto mais perto da linha 1:1 maior a probabilidade do pixel apresentar solo exposto. Esse gráfico apresentou vários pontos (pixels) localizados na imagem composta que reflete a relação entre essas duas bandas. Os pontos representam as 740 amostras de solo classificadas quanto a classe textural. A linha do solo gerada foi avaliada com os dados obtidos em laboratório por Nanni e Demattê (2006) e DEMATTÊ et al. (2009).

A curva de reflectância espectral média para cada classe textural das amostras de solo foram obtidas e comparados com os padrões de intensidade com as curvas obtidas por Franceschini et al. (2013) que obtive a curva média utilizando dados de SRP.

2.3.6 Análise dos Componentes Principais

A Análise dos Componentes Principais (ACP) foi aplicada com objetivo de resumir as variações das informações espectrais, resultando em 5 Componentes Principais (CP's), em que CP é um novo conjunto de variáveis. Isso é vantajoso, pois

diminui a dimensionalidade dos dados, sem perda significativa da informação espectral (MANLY, 2004; VARMUZA; FILMOSER, 2009). A ACP comprime os dados em função da correlação entre diversas variáveis existentes (BROWN, 1995; SABIN et al., 2002)

O algoritmo implementado para realizar a ACP foi Decomposição do Valor Singular (SDV), por meio do programa “The Unscrambler”. Para os casos de conjuntos de espectros foram considerados inicialmente uma matriz de dados \mathbf{X} ($i \times j$), em que i corresponde ao número de amostras (quantidade de curvas espectrais) e j o número de variáveis (comprimento de onda). Essa matriz de dados pode ser desmembrada em três outras matrizes, \mathbf{U} , \mathbf{S} e \mathbf{V} (WOLD, 1982; FERREIRA, 2002; VARMUZA; FILMOSER, 2009) conforme a equação a seguir:

$$\mathbf{X} = \mathbf{U}\mathbf{S}\mathbf{V}^t \quad (\text{Eq.1})$$

As colunas \mathbf{U} e \mathbf{V} são ortogonais entre elas. A matriz \mathbf{V} é a dos “Loadings” (peso ou importância), a primeira coluna contém os “Loadings” de CP1, na segunda coluna os “Loadings” de CP2 e assim por diante. O produto $\mathbf{U}\mathbf{S}$ corresponde à matriz \mathbf{T} dos “Scores” e \mathbf{S} é uma matriz diagonal cujos elementos (CP’s) contêm informações sobre a quantidade de “Loadings” e variância que cada CP descreve.

Em suma, os “Loadings” indicam a contribuição de cada variável (as bandas), para o principal componente específico. Os “scores” do CP carregam as informações resumidas a partir de espectros do solo. Essa técnica permite obter as CP’s, sendo a primeira Componente Principal (CP1) definida na direção (eixo) de maior variância do conjunto de variáveis originais (VARMUZA et al., 2011). De forma decrescente em termos de variação são definidas as demais componentes, porém estas serão sempre ortogonais a CP1 e entre si.

2.3.7 Quantificação dos atributos do solo

A Regressão dos Mínimos Quadrados Parciais (Partial Least Square Regression, PLSR) com validação cruzada foi utilizada através do software “The Unscrambler” para modelagem dos atributos. O modelo utilizou aproximadamente 80% dos pontos amostrais para calibração e validação cruzada, e o restante para predição (Figura 2).

A técnica PLSR é empregada amplamente, devido à boa resposta na estimativa de atributos baseado no comportamento espectral do solo (FRANCESCHINI et al., 2013). Essa técnica é conhecida por apresentar bom desempenho quando muitos atributos têm informação em comum, por exemplo, quando existe correlação entre eles. Por isso foi utilizada para os atributos que apresentaram correlação

A PLSR consiste nas seguintes etapas:

Os loadings dos vetores de ponderação são calculados

$$W_1 = c \cdot X_0 \cdot y_0 \quad (\text{Eq.2})$$

w_1 são os pesos de cada uma das regiões do espectro, X_0 é a matriz dos dados espectrais, y_0 é a matriz do atributo que se deseja modelar e c é fator escalar que é calculado por:

$$c = (y_0^T \cdot X_0 \cdot X_0^T \cdot y_0)^{-0,5} \quad (\text{Eq.3})$$

Os scores e os loadings são calculados por:

$$\hat{t}_1 = X_0 \cdot \hat{w}_1 \quad (\text{Eq.4})$$

\hat{t} é uma matriz de uma coluna (scores da reflectância)

$$p_1 = \frac{(X_0^T \cdot \hat{t}_1)}{\hat{t}_1^T \cdot \hat{t}_1} \quad (\text{Eq.5})$$

p_1 é uma matriz de uma coluna (loadings de reflectância)

$$q_1 = \frac{(y_0^T \cdot \hat{t}_1)}{\hat{t}_1^T \cdot \hat{t}_1} \quad (\text{Eq.6})$$

q_1 é uma matriz de uma coluna e uma fila (um único valor, loading do atributo).

Os Coeficientes de Regressão (β) foram calculados por:

$$\beta = W (p^T \cdot W)^{-1} \cdot q \quad (\text{Eq.7})$$

e são calculado também o fator de correção

$$b_0 = y - X^T b \quad (\text{Eq.8})$$

A estimação do atributo pode ser feita por:

$$Y = b_0 + \sum_{i=1}^n (R_i \cdot b_i) \quad (\text{Eq.9})$$

Y é o valor do atributo modelado, b_0 é o fator de correção, b_i são os coeficientes de regressão para cada banda e R_i é a reflectância banda.

Os modelos gerados foram avaliados pela interpretação das seguintes figuras de mérito: Coeficiente de Determinação (R^2) (Equação 12), Raiz do Erro Quadrático Médio (RMSE) (Equação 13) e razão de porcentagem de desvio (RPD) (Equação 5) (WILLIAMS, 1987).

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (\text{Eq.12})$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y}_i)^2} \quad (\text{Eq.13})$$

\hat{y}_i são os valores estimados pelo modelo, y_i são os valores observados e N é o número de observações da variável a modelar.

O RPD é a razão entre o desvio padrão dos dados medidos em laboratório para referência sobre o RMSE gerado na validação do modelo (Equação 14).

$$\text{RPD} = \frac{SD_{\text{referência}}}{\text{RMSE}_{\text{validação}}} \quad (\text{Eq.14})$$

A determinação de quais os valores dos parâmetros R^2 e RSME que constituem um modelo adequado é subjetivo, da mesma forma que há dificuldades em se comparar resultados de diferentes calibrações, por isso utiliza-se o RPD como outra forma de parâmetro (DUNN et al., 2002). Viscarra Rossel et al. (2006) classifica os valores de RPD em seis diferentes classes sendo $\text{RPD} < 1$ (modelo muito pobre), RPD entre 1,0 a 1,4 (pobre), RPD entre 1,4 a 1,8 (razoável), RPD entre 1,8 a 2,0 (bom),

RPD entre 2,0 a 2,5 (muito bom) e $RPD > 2,5$ (excelente). Segundo Shi et al. (2014), no geral, boas previsões contêm altos valores de R^2 e RPD, por exemplo $R^2 > 0,6$, $RPD > 2$ e baixos valores de RMSE, o erro mede a acurácia da previsão e valida o modelo.

2.3.8 Mapeamento de atributos e validação

Os atributos que apresentaram significativa correlação com as bandas do Landsat (TM2, TM3, TM4, TM5 e TM7), foram estimados (Eq 9) usando o software ENVI e especializados, gerando mapas temáticos. A banda 1 não foi utilizada, pois apresentou forte ruído devido a influência atmosférica. Nem a banda 6 por cobrir faixa do comprimento de onda acima de 2500nm.

Os dados utilizados na previsão do modelo de quantificação (cerca de 20% das análises de solo) foram utilizados na matriz de erro e acerto gerada para validar os mapas temáticos.

3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

3.1 Caracterização dos atributos do solo

As análises de solo da camada superficial (0 – 20 cm) indicam alta variabilidade (Tabela 2), devido a heterogeneidade dos solos da região e formações geológicas. Isso explica a ampla variação nos teores de areia, silte e argila. O teor de argila, por exemplo, situa-se entre 41 e 765 g kg⁻¹, com variação de 70%.

Tabela 2 - Estatística descritiva dos atributos do solo determinados em laboratório

Atributos do solo	Mínimo	Máximo	Média	DP¹	CV²
Areia (g kg ⁻¹)	70,0	940,0	507,5	220,0	43,4
Silte (g kg ⁻¹)	4,0	765,0	212,7	140,4	66,0
Argila (g kg ⁻¹)	41,0	765,0	279,7	158,8	56,8
MO ³ (g kg ⁻¹)	0,0	52,0	17,7	8,4	47,7
P (mg kg ⁻¹)	1,0	373,0	19,2	33,2	172,8
K ⁺ (mmol _c kg ⁻¹)	0,0	72,0	2,7	5,5	203,3
Ca ⁺² (mmol _c kg ⁻¹)	2,0	356,0	35,6	34,8	97,6
Mg ⁺² (mmol _c kg ⁻¹)	1,0	108,0	13,6	11,9	87,5
Al ⁺³ (mmol _c kg ⁻¹)	0,0	38,0	2,4	3,9	160,4
H ⁺ (mmol _c kg ⁻¹)	1,0	296,8	33,1	20,8	62,9
SB ⁴ (mmol _c kg ⁻¹)	3,0	461,9	52,3	46,1	88,1
CTC ⁵ (mmol _c kg ⁻¹)	14,6	481,9	85,4	49,1	57,5
V ⁶ (%)	9,0	96,9	57,3	19,7	34,4
m ⁷ (%)	0,0	62,0	6,6	10,7	162,0

¹ Desvio padrão; ² Coeficientes de variação; ³ Matéria orgânica, ⁴ Soma de bases; ⁵ Capacidade de troca de cátions; ⁶ Saturação por bases, ⁷ Saturação por alumínio.

A matéria orgânica apresenta valores entre 0 e 52 kg g⁻¹, variando 50%. A soma de bases (S) e saturação por bases (V%) também variaram, mas com predominância dos valores mais elevados e médias de saturação por alumínio (m%). Em média os valores de V% ficaram acima de 50%, indicando solos Epiutróficos e indicativo de solos com alta fertilidade. De fato, são amostras superficiais dos solos em uma região com alta intensidade de atividades agrícolas. A predominância da cultura de cana-de-açúcar indica manejo intensivo, com aplicação periódica de insumos agrícolas (fertilizantes e calcário), disponibilizando “elementos nutrientes”, como K⁺, Ca²⁺ e Mg²⁺ essenciais para o desenvolvimento das culturas. Os valores de saturação por alumínio

(m%) (Tabela 2) solidificam essa informação, ou seja, em áreas com elevada aplicação de calcário tende a ocorrer elevação do pH e o V%, que desloca o Al^{+3} para solução sendo movido para subsuperfície e conseqüentemente reduz o m% na região de maior desenvolvimento radicular. Ainda, a variação da saturação por base é alta (9 a 97%), indicando valores discrepantes provavelmente porque algumas amostras foram coletadas em locais não calcariados e adubados.

A CTC também é de grande importância para os processos de nutrição das plantas, pois as raízes conseguem utilizá-los dos pontos de troca da superfície do mineral (superfícies específicas). Esse atributo é muito útil em estudos de fertilidade, sendo de interesse prático, principalmente por ser utilizado na classificação de solo. Os fatores que afetam a CTC são a quantidade e o tipo de argila e quantidade de húmus. Os valores do CVs da argila e CTC confirmam relação entre esses atributos, pois ambos variaram igualmente em torno de 57% (Tabela 2). Em geral, os solos estudados possuem balanço de cargas negativo, indicando que o solo possui capacidade de reter cátions. A fração argila (<0,002mm) tem ampla influência nas propriedades físicas do solo e contribui com as cargas trocáveis do solo. No entanto, em amostras superficiais a contribuição da MO à CTC é maior e à medida que diminui a MO em profundidade a CTC decresce acompanhando, exceto em solos como os Argissolos, pois em vários casos a CTC é maior no horizonte B, devido aos teores mais elevados de argila (RAIJ, 1969).

A matéria orgânica, assim como a argila, tem a capacidade de alterar o comportamento físico e químico do solo. Ambas possuem comportamento coloidal (<1 μm) que melhora a retenção de nutrientes e água para as plantas, entretanto destaca-se que diferente da argila, o húmus é oriundo exclusivamente de material orgânico. Os altos teores de argila e MO influenciam nos altos valores da capacidade de troca catiônica (Tabela 2). A MO tem mais cargas negativas que os minerais de argila, porém dependem do pH do solo, sendo que a MO apresenta maior capacidade de troca de cátions nos solos de pH mais alto (RAIJ, 1969). Nessa condição a evolução da matéria orgânica é favorecida devido a atividade microbiana dos solos em pH entre 6 e 7 favorecendo a decomposição da MO e aumentando a retenção de bases.

A acidez no solo e a saturação por alumínio está relacionada aos íons ácidos (Al^{+3} e H^+). Os CVs do alumínio trocável e m% variaram similarmente (Tabela 2). Valores de m acima de 50% indica altos teores de Al^{+3} na solução do solo que são tóxicos, limitando o desenvolvimento de certos tipos de plantas, sendo que a presença

dos íons Al^{+3} na solução do solo ocupa os espaços dos nutrientes essenciais, comprometendo a fertilidade.

A CTC determina quanto de cargas ocorrem nos pontos de troca da superfície das argilas, podendo ser nutrientes para plantas (K^+ , Ca^{2+} , Mg^{2+}) ou alumínio e hidrogênio, induzindo a acidez na solução do solo que contém íons H^+ e OH^- . Os íons Al^{+3} quando são adsorvidos pelas argilas na solução do solo aumentam a quantidade de íons de hidrogênio e conseqüentemente aumenta a acidez. Isso ocorre em alguns solos da região que são altamente intemperizados, como os Latossolos que possuem caulinita e gibbsita. Devido a isso, a calagem é amplamente utilizada, pois através de reações substitui os íons Al^{+3} por cátions básicos contidos na capacidade de troca.

3.2 Informação espectral via satélite

3.2.1 Comportamento espectral de alvos

As assinaturas espectrais dos objetos encontrados em uma imagem de satélite após correção atmosférica (Figura 5a) representam a forma típica de um objeto refletir a radiação eletromagnética incidente ao longo de certa amplitude espectral (PONZONI; SHIMABUKURO; KUPLICH, 2012). Os materiais superficiais naturais refletem diferentes proporções de energia nas porções do espectro eletromagnético do azul, verde, vermelho e infravermelho (Jensen, 2009).

As curvas espectrais obtidas do Landsat indicam que os solos argilosos refletem menos ao longo do perfil espectral comparado aos solos arenosos. Traçando uma linha perpendicular ao eixo das abscissas obtém-se os ângulos relativos a banda TM5 e TM7 (Figura 5a). Solos com textura argilosa e média possuem menores ângulos em comparação aos arenosos (Figura 5a) concordando com Madeira Neto; Baptista (2000); Demattê (2002) e Franceschini et al. (2013) que estudaram as informações entre a região do SWIR 1 e SWIR 2 para ressaltar as variações texturais entre solos tropicais. Encontraram que solos mais argilosos apresenta maior inclinação da curva espectral obtida por SRP na região SWIR 1 enquanto os arenosos apresentam menor inclinação. A vegetação pode ser bem diferenciada dos outros alvos pela angulação de 119° e principalmente pela sua alta reflectância na banda TM4 (NIR). A água possui como característica um ângulo de 90° .

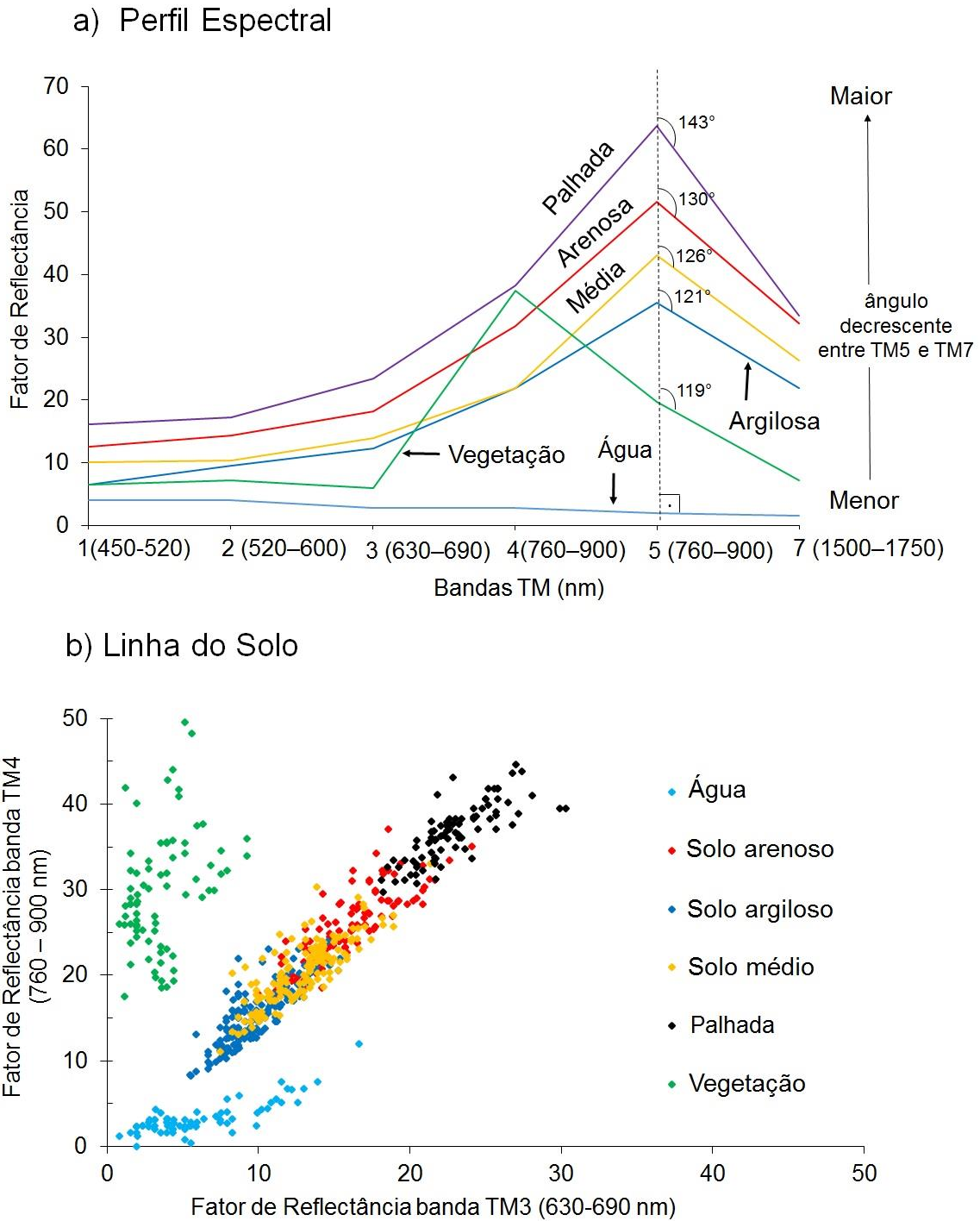


Figura 5 - a) Perfil espectral padrão dos alvos de uma imagem de satélite e os ângulos entre TM5 e TM7 b) Linha do solo referente aos valores de reflectância das bandas TM3 e TM4 de diferentes alvos de uma imagem de satélite.

O comportamento espectral da palhada tem a forma, intensidade e feições semelhantes com os solos arenosos, podendo confundi-los. Alguns pontos foram observados na diferenciação entre palhada e solo arenoso (Figura 5a): a) a palhada apresenta maior intensidade de reflectância e b) a diferença angular da TM5 para a

TM7 é maior na palhada que em solos arenosos (Figura 5a). Devido a relação da diferença normalizada entre TM5 e TM7 foi possível separar a palhada de solos arenosos das imagens de satélite.

A curva espectral típica da vegetação indica absorção no azul e vermelho e reflectância no verde, mas no geral a reflectância na região do VIS é menor enquanto que é maior na região do infravermelho próximo (Figura 5a). Isso ocorre por causa da absorção da radiação solar no VIS pela ação dos pigmentos fotossintetizantes e do espalhamento da radiação eletromagnética no NIR no interior da planta em função de sua estrutura celular (PONZONI, SHIMABUKURO; KUPLICH, 2012). Assim, quanto maior a diferença entre VIS-NIR maior é a densidade da cobertura vegetal. A reflectância espectral da água é baixa, pois esta absorve energia em toda a faixa do espectro eletromagnético (Figura 5a).

A relação entre os valores de reflectância das bandas TM3 e TM4 representa a linha do solo (Figura 5b) de alvos, como a água, vegetação, solo com diversas texturas e palhada encontrados em imagem de satélite. Valores de reflectância no VIS-NIR de diferentes alvos contrapostos em um espaço bidimensional apresentam um padrão de distribuição baseado em diferentes intensidades. Esse padrão dependente das propriedades espectrais dos objetos mais frequentes encontrados na cena observada, sendo que cada elemento da imagem se tratando de recursos naturais, ocorre em porções diferenciadas dentro de um mesmo pixel.

A linha do solo é representada por uma reta começando no eixo x e o y com 45° graus e quanto mais perto do 1:1 maior probabilidade de o pixel representar solo exposto é aplicada para entender as variações da superfície e diagnosticar as áreas de solo exposto obtidas por imagem de satélite (FOX et al., 2004; YOSHIOKA et al., 2010). Os valores baixos de reflectância no VIS (TM3) e altos no NIR (TM4) localizam-se em pixels ocupados com as maiores proporções de vegetação (Figura 5b). Na porção inferior esquerda da distribuição dos alvos localiza-se os pixels dos quais estariam os corpos d'água em maior porção (Figura 5b).

Entre os alvos é importante conhecer o comportamento espectral da palhada, pois além desse ser parecido com o dos solos refere-se a um atributo essencial para o manejo sustentável da agricultura. A palhada influencia na infiltração, evapotranspiração, porosidade e temperatura do solo (REICOSKY, 1994). Além disso, adiciona nutrientes no solo, melhora a estrutura, reduz a erosão (AASE; TANAKA, 1991) e aumenta o teor de matéria orgânica (LAL, 1999). Considerando a alta taxa de

erosão do solo, estimada em $201,1 \text{ Pg ano}^{-1}$ por Lal, (2003), conhecer técnicas de manejo que indicam tanto o balanço de energia na superfície (produtividade primária líquida e taxas de rotatividade de nutrientes), como incentivar a redução da perda de solo sobre os solos exposto é muito importante.

3.2.2 Contraste espectral entre solo e palha

Os solos arenosos e a palhada possuem intensidade de reflectância similares, mas apresentam diferença angular entre TM5 e TM7 (Figura 5a). O índice ND57 aplicado em cada imagem selecionada mostra uma separação entre os solos (com texturas arenosa, média e argilosa) e a palhada (Figura 6a). Partindo desse espaço no gráfico é possível contrastar solo de palhada usando um valor limiar da diferença normalizada entre TM5 e TM7 na imagem de satélite durante a aplicação da máscara. A máscara é resultado apenas solo exposto nas imagens através dos índices NDVI, ND57 e as diferenças B3-B2 e B2-B1 em cada imagem de satélite. Cada operação mascara alvos naturais que se misturam com o solo exposto, no caso do ND57 é a palhada o alvo eliminado.

Na imagem de 24/07/2002, por exemplo, o valor mínimo de ND57 é 0,12, sendo os valores maiores de 0,12 mascarados (Figura 6a). A imagem colorida com composição RGB (5 4 3) ilustra áreas de localização da palhada e a aplicação do índice para a imagem da data de 31/08/2010 (Figura 6b). Para essa imagem valores entre 0 e 0,28 representam solo exposto e valores maiores de 0,28 palhada (Figura 6b), as quais foram eliminadas. Esse raciocínio foi utilizado para as demais imagens.

As bandas TM5 e TM7 do Landsat são muito importantes nos estudos relacionados aos solos e no contraste entre alvos. Streck; Rundquist; Connot (2002) estimaram matéria seca usando o índice ND57. Niold; Boettinger; Ramsey (2007) adotaram ND57 com um limiar maior de 0,11 para mapear áreas com gipsita (gesso), por meio da reflectância espectral desse mineral dentro de poucos centímetros da superfície do solo. Nagler; Daughtry; Goward (2001) utilizaram os comprimentos de onda na região do SWIR para discriminar resíduo da colheita e solo por meio de feições de absorção da celulose-lignina usando SRP. A detecção da celulose-lignina, entretanto, só é possível pela feição na banda 2100nm, não detectada pelo sensor multiespectral TM.

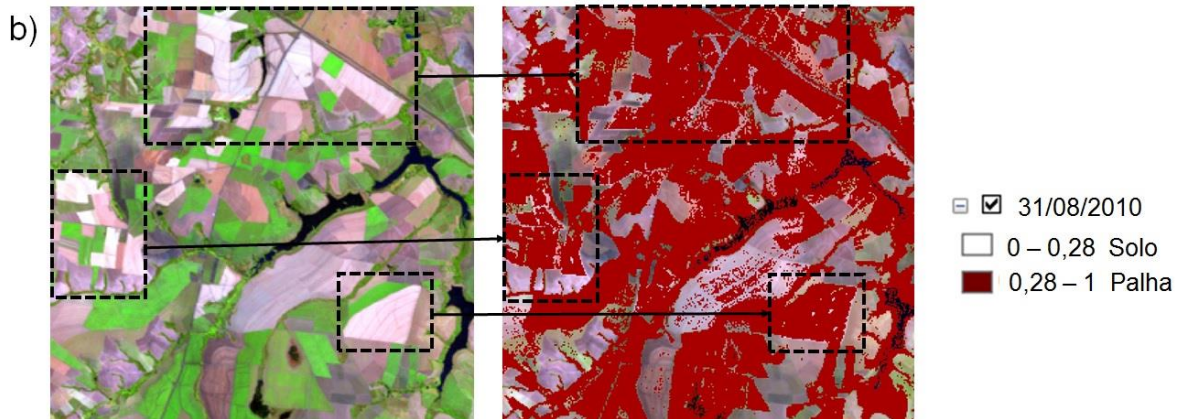
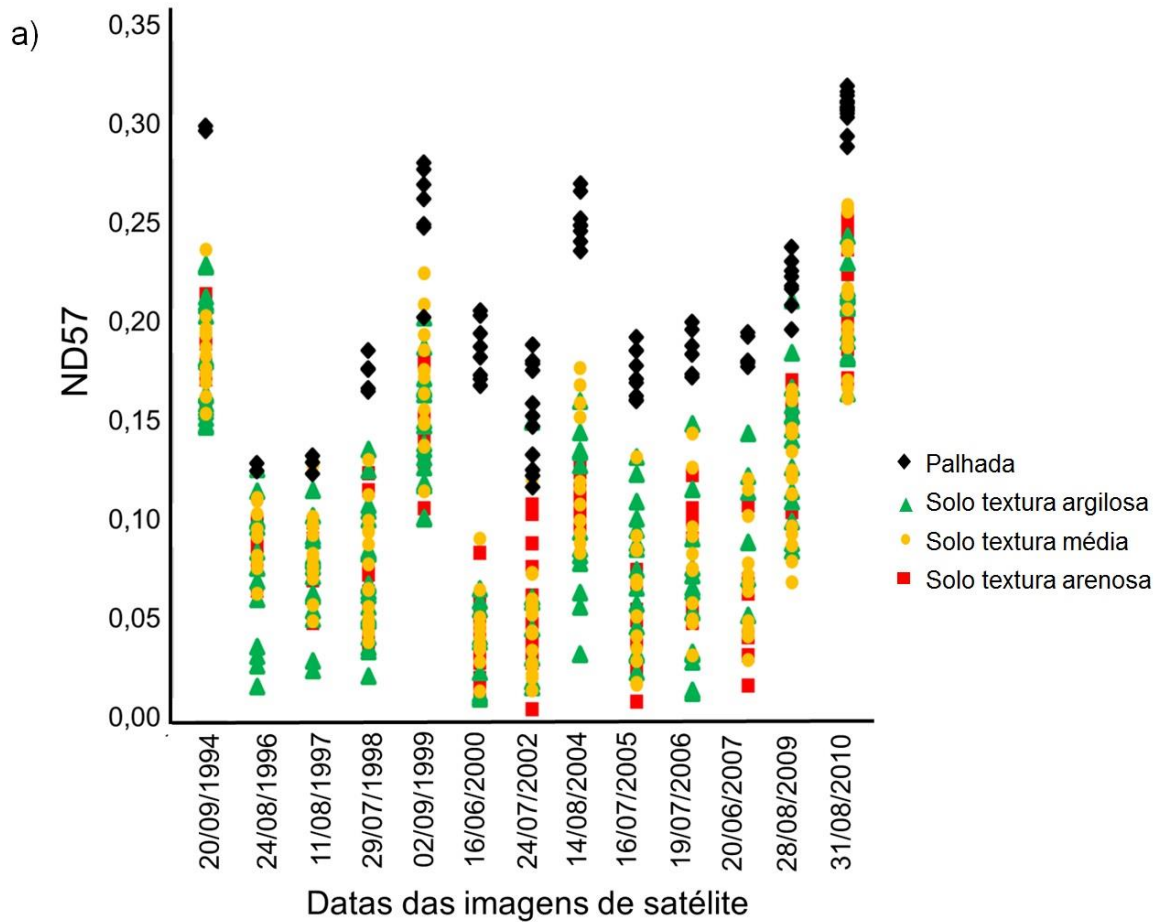


Figura 6 - a) Índice ND57 calculado para amostras de solo textura arenosa, média, argilosa e palhada; b) Imagem de satélite e máscara aplicada sobre a palhada

3.3 Imagem composta de solo exposto

3.3.1 Solo exposto em cada imagem

A quantidade de pixels e áreas com solo exposto para todas as imagens estudadas (Tabela 3) indicam que a porcentagem de solo exposto variou de aproximadamente 7% na imagem de 20/06/2007 a 20% na imagem de 24/08/1996. Um profissional em solos que avalia uma imagem individualmente, não conseguiria observar a variabilidade espacial via pixels em sua plenitude. A compilação de todas as imagens resultou na imagem composta que apresenta aproximadamente 53% (128.000 ha) de pixels com potencial de solo exposto. Isso equivale a sete vezes mais informação que a imagem com menor porcentagem de solo exposto e aproximadamente três vezes mais que a imagem com maior porcentagem de solo exposto.

Tabela 3 - Área composta por solo exposto em cada imagem

Imagens	Solo exposto		
	Pixels	Área (ha)	(%) ¹
20/09/1994	311516	28010	12
24/08/1996	548692	49335	20
11/08/1997	294955	26521	11
29/07/1998	268650	24156	10
02/09/1999	242154	21773	9
16/06/2000	227700	20474	8
24/07/2002	333942	30026	12
14/08/2004	365876	32898	14
16/07/2005	353055	31745	13
19/07/2006	481389	43284	18
20/06/2007	196305	17651	7
28/08/2009	220314	19809	8
31/08/2010	332790	29923	12
Imagem composta	1425874	128207	53

¹Porcentagem em função da área total de 242.000 ha

3.3.2 Análise espectral da imagem com solo exposto

A caracterização da curva espectral do teor de argila é possível uma vez que esta apresenta diferença entre forma e intensidade (Figura 7a e b). Essas informações estão de acordo com Franceschini et al. (2013), que geraram curvas espectrais

obtidas em laboratório por sensor terrestre (Figura 7a). O comportamento espectral das amostras de solo coletas no campo extraída da imagem composta no geral apresenta maior intensidade de reflectância na banda TM5 (Figura 7 b). Em ordem decrescente obteve-se o albedo da banda TM7 > TM4 > TM3 > TM2 > TM1 (Figura 7b). Tais resultados corroboram Demattê (2002) e Bellinaso et al. (2010). Porém, as curvas espectrais entre os gráficos obtidos pelo satélite são bastante diferentes quanto ao grau de detalhamento motivado pelas diferenças de resolução espectral de 6 bandas (multiespectrais) contra 1500 bandas (hiperspectrais). Apesar disso, a tendência nas intensidades e forma geral são coerentes, principalmente na região do SWIR 1 e 2 e banda TM5 e TM7 concordando com Demattê et al. (2009).

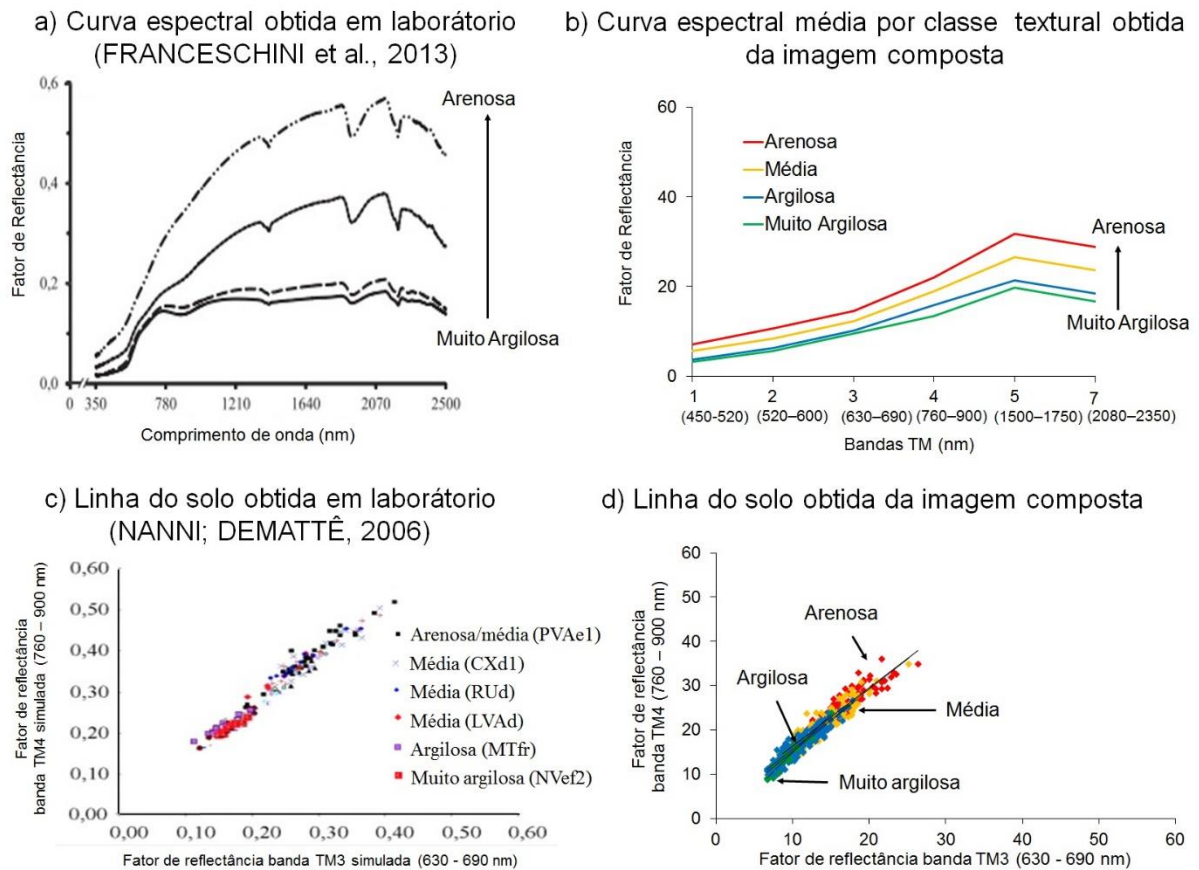


Figura 7 - a) Curva espectral obtida em laboratório por sensor terrestre; b) Curva espectral média por classe textural obtida da imagem composta com solo exposto; c) Linha do Solo obtida em laboratório por sensor terrestre; d) Linha do solo obtida da imagem composta

Os solos argilosos e muito argilosos possuem maior agregação, partículas menores e elementos componentes que absorvem energia, o que provavelmente

resulta em maior absorção da energia incidente, refletindo na diminuição da reflectância, em todo espectro no VIS-NIR-SWIR (350–2500nm). Solos com textura média e arenosa possuem curvas com maior intensidade, pois são influenciados pela presença de quartzo na fração areia e partículas maiores que as da fração argila do solo (FRANCESCHINI et al., 2013)

As diferenças na inclinação na porção do espectro das curvas entre os solos argilosos e arenosos é devido à influência das feições dos principais argilominerais (caulinita e gibsitita) presentes na região do SWIR 2 (2080 a 2350 nm) simulada pela banda TM7 e a ausência desses argilominerais na região do SWIR 1 (1550 a 1750 nm) simulada pela banda TM5 (MADEIRA NETO; BAPTISTA, 2000).

O conteúdo de argila pode ser influenciado pelos minerais opacos (como a magnetita e ilmenita) oriundos de material de origem rico em minerais ferromagnesianos, ocorrendo, nesse caso, a diminuição do albedo do perfil espectral. Esses minerais podem estar presentes em solos argilosos e muito argilosos, afetando o espectro com baixa reflectância e ausência de feições de absorção em sensores hiperspectrais. (VICENTE; SOUZA FILHO, 2011). Tal fato também ocorre em solos com alto teor de hematita (DEMATTÊ et al., 2009), porém não na forma de achatamento da curva, mas na maior absorção de energia.

A hematita e goethita são óxidos de ferro de ocorrência mais frequente nos solos tropicais, devido às condições de intenso intemperismo. Esses minerais influenciam diretamente na cor do solo (SCHWERTMANN, 1989). As bandas de absorção da hematita compreendem os comprimentos de onda de 445, 530, 650, 885nm, enquanto que na goethita são de 435, 480, 650, 917nm (SHERMAN, WAITE, 1985). A influência da cor pode é indicada pelas feições na região do VIS na curva espectral obtida em laboratório (Figura 7a), principalmente nos solos com maior conteúdo de argila.

As cores vermelhas do solo indicam ser ricos em óxidos de ferro (principalmente hematita), enquanto que as cores amareladas são devido à presença de goethita. A variação no matiz é devido aos óxidos de ferro, mas também é influenciada pelo teor de matéria orgânica. A matéria orgânica do solo ao recebe energia promove absorção e diminui a reflectância. Conforme Demattê e Garcia (1999), a matéria orgânica quando em teores maior que 2 a 3 % mascara as feições de óxidos de ferro, o que dificulta identificar suas assinaturas espectrais.

Quanto a linha do solo em geral, solos com textura argilosa se posicionam próximo a origem dos eixos e conforme vai diminuindo o conteúdo de argila e o teor de ferro, o posicionamento dos pontos vão se distanciando da origem (DEMATTE et al., 2009). Isso ocorre por que a curva espectral do solo apresenta reflectância bastante semelhante entre as bandas 3 e 4 levando o valor a posição 45° no gráfico. Essas informações estão de acordo com Nanni e Demattê, (2006) em que geraram linha do solo por sensor terrestre simulando as bandas TM3 e TM4 para diversas classes de solos com texturas variadas (Figura 7c). Sendo assim, a linha do solo gerada a partir da reflectância (TM3 e TM4) da imagem composta referentes a posição dos pixels das amostras de solos (Figura 7d) é coerente com as referências encontradas.

Os valores de R^2 para os solos com diferentes texturas são 0,94 (muito argilosa), 0,88 (argilosa), 0,89 (média) e 0,90 (arenosa) (Figura 7d). Os altos valores de R^2 destacam a aproximação dos pontos contendo os dados TM próximos a linha 1:1 indicando que os pixels extraídos predominantemente são de solos expostos. No entanto, alguns pontos desviaram um pouco da linha do solo estimada, apresentando variabilidade ao longo da reta (Figura 7d). Isso sugere que a rugosidade superficial dificilmente controlada em pixels de imagens de satélite contribui para a resposta espectral (NANNI; DEMATTÊ 2006), além dos ruídos da atmosfera.

3.4 Imagem composta por solo exposto e mapas pré-existente

Conforme observado, 53% da imagem final sobreposta é composta com solo exposto (Figura 8 e Tabela 3). Os 47% de área sem informação de solo desde 1994 e representam pastos ou matas (áreas de preservação permanente ou pequenas faixas de área com mata nativa, como as reservas legais de propriedades rurais), além dos polos urbanos.

Os pixels com solo exposto apresentaram manchas em diferentes tons que vai desde rosa até violeta (Figura 8). Para manter a cor do solo da imagem composta foi aplicado um realce na imagem por meio do histograma de cores. Os valores máximos e mínimos para a composição RGB foram alterados tendo como base valores da imagem de 24/06/2006, pois essa imagem apresentou bom contraste de cores. Os valores de reflectância mínima foram 4,92, 6,78 e 0,62 e os valores de reflectância máxima foram 34,44, 37,25 e 15,18 para composição RGB (543) respectivamente. Com esses procedimentos as cores ficaram nítidas para as áreas de solo.

Os solos argilosos e muito argilosos absorvem mais no infravermelho, mas possui baixa reflectância, devido aos argilominerais presentes na fração argila do solo. As cores violeta escuro (Figura 8) são devidos baixos valores de reflectância representada pela mistura do filtro vermelho na banda TM5 e azul na banda TM3. Solos arenosos possuem alta reflectância devido ao quartzo na fração areia do solo, o que resultam em altos valores do filtro vermelho na banda TM5, verde na TM4 e azul na TM3 essa mistura origina tons de rosa (Figura 8). Os valores de RGB para cada canal variam de 0 – 255 sendo que valores baixos de RGB geram cores mais escuras, com baixa reflectância, como os solos argilosos e valores altas geram cores mais claras indicando altas reflectância como os solos arenosos.

As subáreas da Figura 8 ilustram a imagem de satélite original (IMO) e seu resultado é a imagem composta sobreposta a original (ICS). As subáreas criadas foram baseadas na variabilidade da relevo e geologia. A Figura 1 mostra o MDE para referência. Nas subáreas 1, 2 e 3 nota-se que ICS1, ICS2 e ICS3 estão consideravelmente preenchidas por solo exposto. Isso revela que nessas áreas o cultivo de cana-de-açúcar tem sido mais intensivo e com declives pouco acentuados, enquanto que as subáreas ICS4, ICS5 e ICS6 ilustram menos áreas com solo exposto. Neste caso, isso ocorre devido ao relevo mais declivoso cuja mecanização agrícola é dificultada, prevalecendo as culturas perenes.

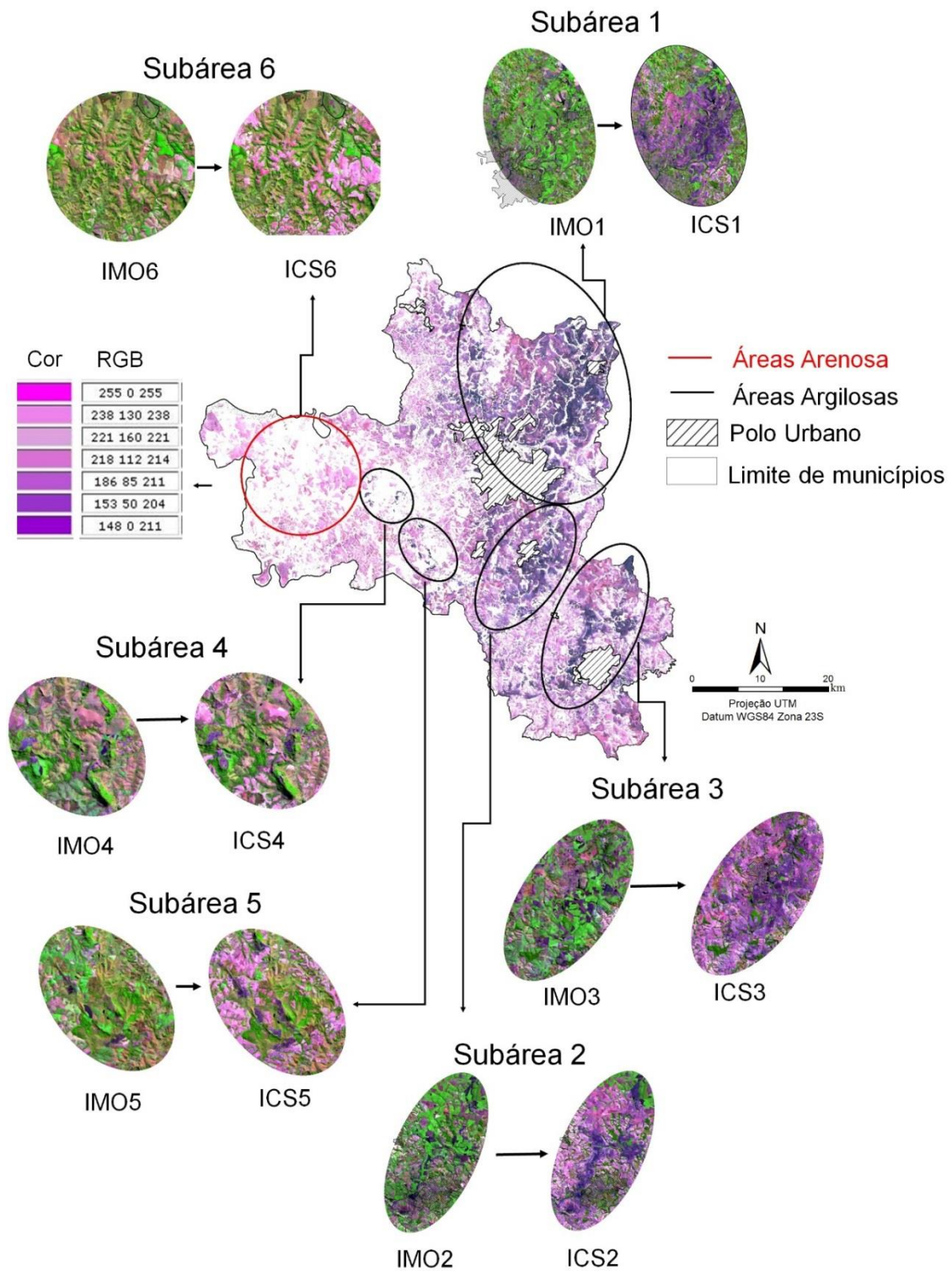


Figura 8 - Imagem composta com solo exposto e as subáreas estudadas. IMO: imagem de satélite original; ICS: imagem composta sobreposta a original

3.4.1 Relação entre imagem composta e folha geológica

Pela observação das áreas cobertas por solo exposto, verifica-se haver uma relação entre cor e textura, as quais são influenciadas pelo material de origem (Figura 8). A folha geológica (Figura 9a), apresenta rochas sedimentares paleozóicas do período Permiano (P) e Carbonífero (C) e rochas mesozóicas do período Jurássico (J) e Cretáceo (Ks), que derivam solos tanto arenosos como argilosos. As rochas mais antigas da região encontram-se nas subáreas 1, 2 e 3 (Figura 9a) e correspondem às Formações Itararé e Tatuí, e apresentam arenitos, siltitos, varvitos, tilitos e conglomerados.

As subáreas 1 e 2 possuem material de origem e solos muito parecidos. Nessas áreas a Formação Irati (Pi) encontra-se representada por uma fina porção na folha geológica (Figura 9a). Essa formação é constituída de pequenos afloramentos de folhelhos, pirobetuminosos, dolomitos, siltitos e sílex. Essa formação é importante, pois segundo Vidal-Torrado (1994) pode ter grande contribuição como material da cobertura cenozóica argilosa encontrada nas partes mais altas da paisagem. Esses depósitos cenozóicos aparecem ocupando os topos mais elevados da região desenvolvem solos com material de textura muito argilosa (Figura 9c) e cor vermelha escura (matiz Munsell: 2.5 YR) conforme se observa nas unidades de mapeamento na Figura 9b. As subáreas 1 e 2 têm influência da Formação Corumbataí (Pc) e são caracterizadas por rochas e sedimentos marinhos, como siltitos e folhelhos, de comum ocorrência, e por calcários e sílex. Nos sedimentos marinhos é encontrado pirita, que segundo Allen; Hajek (1989) esse mineral se altera para jarosita, sendo uma fonte de ferro para formação da hematita (Vidal-Torrado, 1994). Alguns solos que apresentam altos teores de Fe_2O_3 são resultado dos sedimentos marinhos e diabásio. A quantidade de argila e o teor de ferro refletem na imagem composta com tons escuros de violeta (Figura 8).

A Formação Serra Geral (Ksg) também contribui para depósitos Cenozóicos. Segundo Vidal-Torrado (1994) a natureza argilosa do depósito de cobertura é suposto como idade não Cenozóica. Essa superfície pode ter se formado por processos erosivos ou deposicionais. Penteadó (1976) e Björnberg e Landim (1966) tratam esses depósitos como coluviais, pois estão assentadas em cotas semelhantes sobre diferentes tipos de rocha e apresentam uniformidade entre teor de argila e granulometria das areias. Algumas litologias dificilmente poderiam alterar depósitos

em porcentagens superiores de argila, por exemplo, Latossolo Vermelho argiloso em áreas de material de origem arenito.

Os depósitos Cenozóicos tem como material primário os argilitos e folhelhos, e contribuições de materiais residuais de diabásio. Essa superfície descrita por Vidal-Torrado (1994) assemelha-se às superfícies descritas por Lepsch (1977) e Lobo (1984). Teramoto; Lepsch; Vidal-Torrado (2001) chama os depósitos Cenozóicos de cobertura Neocenozóica e afirma que estes assentam-se sobre rochas da Formação Pirambóia. Ainda, sugere que a formação geológica é mais recente que as formações geológicas subjacentes, reforçando a ideia de seu aloctonismo (PENTEADO, 1976). Desta forma, os depósitos Cenozóicos, assenta-se sobre as diferentes formações geológicas, incluindo Ct, Pi, Pc, Jbp e Ksg (Figura 9a).

A litologia da Formação Serra Geral apresenta basaltos, arenitos inter-trapianos, diabásios e encontra-se pela área "sill" de diabásio e diques de diabásio em afloramentos. Essa formação influencia em todas as subáreas, exceto a 6.

As subáreas 4 e 5 são influenciadas pelas Formação Corumbataí (Pc), Formação Serra Geral (Ksg) e Formação Botucatu e Pirambóia (Jbp). A última é caracterizada por arenitos, siltitos e folhelhos. Devido a diversidade geológica, essas formações possuem distintos teores de argila, resultando em diferentes cores de violeta, magenta e rosa na IC (Figura 8).

A subárea 6 é predominantemente influenciada por rochas sedimentares Jurássica (J) da Formação Botucatu e Pirambóia (Jbp). Os solos arenosos como as areias quartzosas dessa subárea (Figura 9b) podem ser explicados pelo período Quaternário (H), mais recente. Essas areias são representadas por pequena parcela na área de estudo próxima as margens do rio Piracicaba (Figura 9a) e na IC apresentam tons de rosa (Figura 8).

Em síntese, a mistura das cores da imagem composta é representada pela composição RGB com filtro vermelho no canal do SWIR1, filtro verde no canal do NIR e filtro azul no canal do vermelho. Esses canais têm influência na fração argila do solo que está diretamente relaciona com o material que dá origem aos solos. As cores da mistura RGB resultante se distribuem de acordo com a textura, em que cores mais escuras em tons de violeta caracterizam solos textura argilosa. As frações médias e arenosas apresentam cores magenta e rosa claro respectivamente (Figura 8).

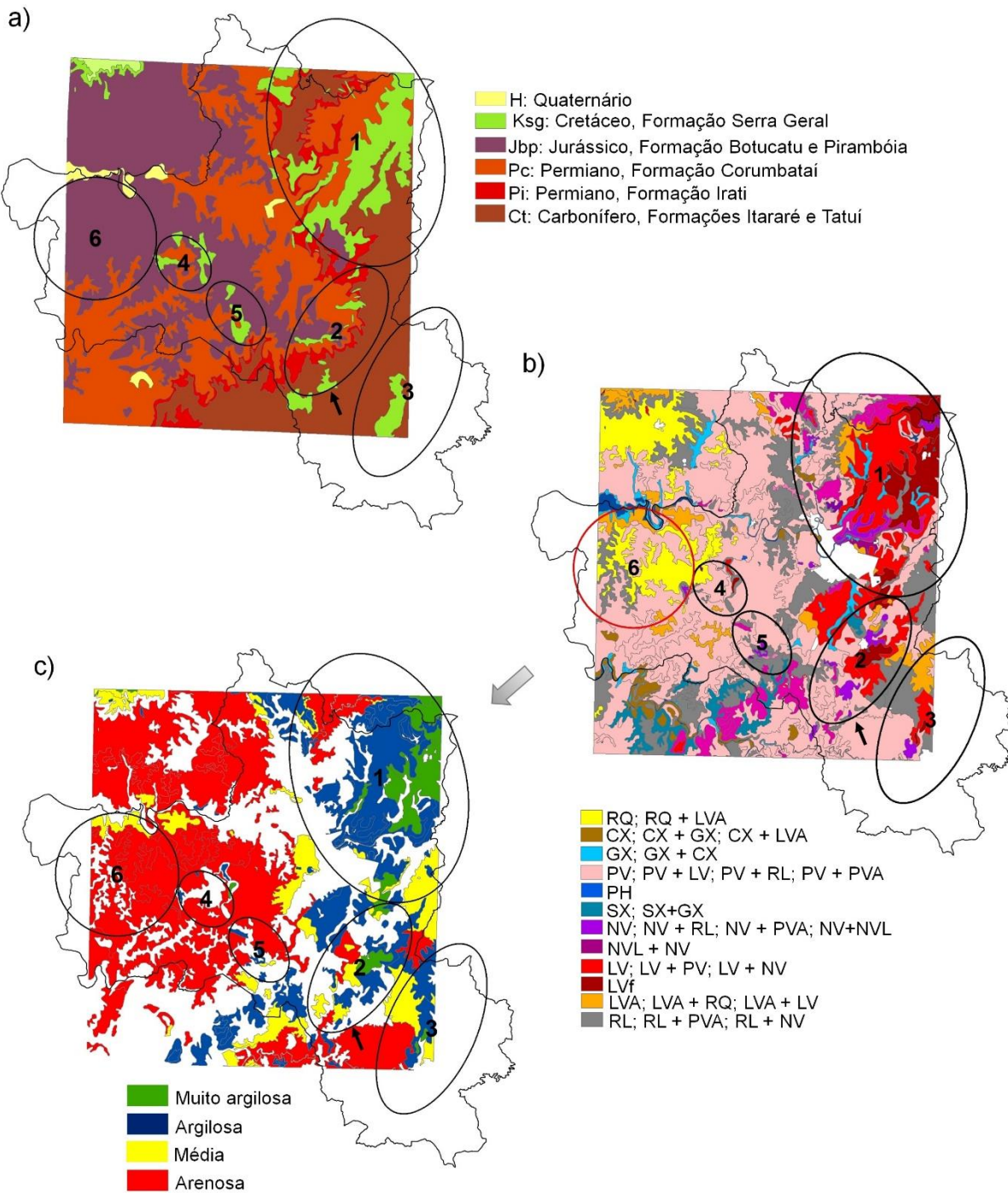


Figura 9 - a) Folha geológica de Piracicaba (MEZZALIRA, 1966). b) Carta de solos semi-detalhada IAC (SF-23-Y-A-IV) de Piracicaba (OLIVEIRA; PRADO, 1989 e c) Classe textural da camada superficial do solo baseado na carta pedológica semi-detalhada IAC

3.4.2 Relação entre imagem composta, geologia e carta pedológica

Os solos da região são variados resultando das diversas propriedades físicas, químicas e mineralógicas (Figura 9b). Dentre as propriedades, a textura dos solos se relaciona bem com o material de origem e com os dados espectrais da imagem de satélite, refletindo na cor da IC (Figura 8). Para fins comparativos, a informação de textura do horizonte superficial extraída da carta de solos de Piracicaba é ilustrada na Figura 9c.

Na subárea 1 (Figura 9) observa-se grande mancha de Ksg (formação Serra Geral), refletindo em área expressiva de Latossolos e Latossolos férricos no mapa pedológico, que por sua vez, se expressa significativamente em grandes áreas de solo argiloso e muito argiloso. Os depósitos Cenozóicos, tudo indica, podem ter contribuído para a formação dos Latossolos e Nitossolos nas subáreas 1, 2 e 3, sendo esses representados como unidades mapeadas LVf, LV, LVA, NV e NVL ou associações (Figura 9b). Tanto os LV como os NV possuem alto desenvolvimento pedogenético, tendo como principal processo de formação a ferratização e se diferenciam quanto ao teor de argila, cerosidade e estrutura do solo (BUOL et al., 2011).

Os solos mais arenosos encontram-se na subárea 4, 5 e 6 (Figura 9c). As litologias da Formação Botucatu e Pirambóia (Jbp) estão associados aos Neossolos Quartzarênicos (subáreas 6 - Figura 9b). A textura da superfície do solo (Figura 9c) é predominantemente arenosa (Figura 9c). Nessas áreas ocorre a presença de dois solos principais, os Neossolos Quartzarênicos e os Argissolos.

Os RQ são solos arenosos desde a superfície até a subsuperfície. Logo, a textura arenosa detectada pela imagem de satélite, permite inferir que se trata de solos RQ. Por outro lado, os Argissolos, representativos por toda a área, incluindo todas as subáreas (Figura 9b), são arenosos e médios na superfície e médio a argiloso em subsuperfície, pois possuem como característica de formação o acúmulo de argila nos horizontes subsuperficiais (Argiluviação). A imagem não detecta o horizonte B, confundindo os PV com RQ. Neste caso portanto, a imagem não permite a discriminação entre classe de solos. Para suplantar esse problema, haveria necessidade de usar outra estratégia, como a avaliação do relevo que diferencia esses solos (DEMATTÊ; RIZZO; BOTTEON, 2015). A ocorrência dos Neossolos Litólicos está associada a Formação Corumbataí (Pc) (TERAMOTO; LEPSCH; VIDAL-TORRADO, 2001), (Figura 9a e 9b), a área de ocorrência dos solos litólicos é

representada por textura média (Figura 8c), visualizada em tons de violeta claro a magenta na IC de satélite (Figura 8).

A imagem composta foi capaz de detectar pequenos detalhes texturais. As subáreas 4 e 5 da IC (Figura 8), dentro das quais predomina textura arenosa, tem pequenas manchas de solos argilosos que se confirma no mapa pedológico com área de formação Serra Geral (Figura 9). Na subárea 2, uma pequena mancha de basalto, se desenvolve um Nitossolo que por sua vez é detectado como textura argiloso pela IC de satélite (Figura 9c e 8).

3.5 Correlação entre atributos e informação espectral da imagem

O Coeficiente de Correlação (R) foi determinado entre os atributos do solo e as bandas do sensor TM (Tabela 4). O R mostra o comportamento entre variáveis, sendo valores negativos variação inversamente proporcional ou positivos, variação diretamente proporcional. A argila e areia apresentaram uma correlação negativa (-0,77), mostrando que são inversamente proporcionais, ou seja, com o aumento do teor de areia diminui o teor de argila e vice-versa. A saturação por alumínio (m%) e saturação por bases (V%) apresentaram uma correlação negativa (-0,35), pois quanto maior a V%, menor será a m%.

A CTC e MO apresentaram correlação positiva (0,51) devido a MO apresentar elevada CTC, mais do que os argilominerais. A MO e CTC apresentam correlação positiva com a argila (0,59) e (0,52), respectivamente (Tabela 4), sendo que nos solos argilosos o húmus se estabiliza com os minerais de argila formando complexos organominerais, o que não ocorre nos solos arenosos, em que a decomposição da MO é maior (LEPSCH, 2011). Além disso, os solos argilosos tendem a ter maior CTC devido a fração argila ser ativa no solo e apresentar sítios ativos (cargas dependentes de pH) na estrutura do mineral, onde ocorre a troca de cátions.

Os atributos SB e Ca^{2+} , SB e Mg^{2+} , Ca^{2+} e Mg^{2+} , apresentam correção positiva de 0,98, 0,80 e 0,89, respectivamente. Isso ocorre devido à adição de calcário nos solos da região, em que apresenta alta correlação entre CTC e os cátions trocáveis (Ca^{2+} e Mg^{2+}) nesses solos cultivados. O m% e Al^{3+} apresentaram correção positiva de 0,80, o que era esperado, pois aumentando a quantidade de Al^{3+} maior será a saturação por alumínio.

As correlações entre bandas são altas ($R > 0,81$) o que mostra que é possível relacionar usando pares de bandas. Os pares que apresentaram melhor correlação

foi a banda TM4 com a banda TM3 ($R = 0,96$). Essas bandas são importantes para estudar solos, sendo utilizada na construção da linha do solo (BARET et al., 1993)

A banda TM7 e TM5 também apresentaram ótima correlação ($R=0,94$), explicando a sua importância na diferenciação de solos arenosos e restos culturais (ND57). As bandas TM1 e TM2 apresentaram elevada correlação ($R=0,91$), assim como as bandas TM2 e TM3 que obtiveram um R de 0,95. Os atributos argila, MO e CTC apresentaram correlação negativa com as bandas, pois esses atributos absorvem a energia eletromagnética e diminuem a reflectância (STENBERG et al., 2010).

A areia apresentou correlação positiva, pois quanto maior a quantidade de areia no solo, maior será o valor de reflectância, devido a predominância de quartzo. A banda TM7 apresenta alta correlação com os atributos mencionados, com destaque para a argila ($R= -0,68$). A banda TM1 apresenta baixa correlação entre os atributos quando comparada com as outras, pois possui forte ruído atmosférico devido ao pequeno comprimento de onda nessa faixa que sofre espalhamento.

Tabela 4 - Análise de correlação entre atributos do solo e bandas do sensor TM

	Areia	Silte	Argila	MO ¹	P	K ⁺	Ca ⁺²	Mg ⁺²	Al ⁺³	H ⁺	SB ²	CTC ³	V ⁴	m ⁵	TM1	TM2	TM3	TM4	TM5	TM7	
Areia	1,00																				
Silte	-0,69	1,00																			
Argila	-0,77	0,08	1,00																		
MO¹	-0,52	0,15	0,59	1,00																	
P	-0,04	0,06	0,01	0,24	1,00																
K⁺	-0,32	0,31	0,16	0,15	0,21	1,00															
Ca⁺²	-0,44	0,24	0,39	0,41	0,27	0,16	1,00														
Mg⁺²	-0,47	0,37	0,32	0,27	0,16	0,21	0,80	1,00													
Al⁺³	0,01	-0,03	0,01	-0,11	-0,13	-0,12	-0,19	-0,18	1,00												
H⁺	-0,27	0,03	0,35	0,32	0,11	-0,11	-0,06	-0,09	0,47	1,00											
SB²	-0,49	0,32	0,40	0,40	0,27	0,29	0,98	0,89	-0,21	-0,08	1,00										
CTC³	-0,57	0,31	0,52	0,51	0,30	0,22	0,90	0,79	0,01	0,35	0,91	1,00									
V⁴	-0,21	0,29	0,03	0,05	0,20	0,33	0,59	0,61	-0,51	-0,62	0,64	0,34	1,00								
m⁵	0,12	-0,17	-0,02	-0,11	-0,14	-0,18	-0,32	-0,34	0,80	0,47	-0,35	-0,13	-0,72	1,00							
TM1	0,39	-0,02	-0,53	-0,41	-0,01	-0,07	-0,12	-0,05	0,04	-0,22	-0,12	-0,20	0,06	0,00	1,00						
TM2	0,42	0,01	-0,59	-0,44	0,00	-0,07	-0,16	-0,10	0,02	-0,25	-0,16	-0,25	0,05	0,00	0,91	1,00					
TM3	0,39	-0,02	-0,53	-0,40	0,00	-0,08	-0,19	-0,13	0,04	-0,21	-0,19	-0,26	-0,02	0,04	0,87	0,95	1,00				
TM4	0,43	0,00	-0,59	-0,42	-0,01	-0,07	-0,17	-0,11	0,04	-0,23	-0,16	-0,25	0,02	0,04	0,87	0,94	0,96	1,00			
TM5	0,45	-0,06	-0,57	-0,40	0,00	-0,08	-0,19	-0,14	0,06	-0,18	-0,19	-0,25	-0,03	0,06	0,84	0,86	0,87	0,91	1,00		
TM7	0,55	-0,09	-0,68	-0,48	0,01	-0,11	-0,23	-0,18	0,02	-0,24	-0,24	-0,33	-0,02	0,05	0,81	0,87	0,87	0,90	0,94	1,00	

¹ Matéria orgânica, ² Soma de bases; ³ Capacidade de troca de cátions; ⁴ Saturação por bases, ⁵ Saturação por alumínio

3.6 Análise qualitativa da variação dos dados espectrais

3.6.1 Análises dos componentes principais

Na Análise dos Componentes Principais (ACP) os dados de reflectância das bandas do sensor TM das 740 amostras foram resumidas em novas variáveis (CPs), a fim de explicar a maioria dos dados originais. A variabilidade dos dados (Tabela 5) pode ser explicada quando a variância é apenas da CP indicada, ou pode ser a cumulativa, que indica a somatória das variâncias de todas as CP utilizadas. As duas primeiras componentes principais (CP1 e 2) explicam 97,13% de toda a amostragem conforme a variância cumulativa, sendo 93,64% da variância explicada da CP1 e 3,49% da CP2. Sendo assim, foram escolhidas essas duas componentes principais para fazer a ACP.

Tabela 5 - Variância explicada e cumulativa ao longo das componentes principais

	Variância	
	Cumulativa	Explicada
CP 1	93,64	93,64
CP 2	97,13	3,49
CP 3	99,12	2,00
CP 4	99,65	0,53
CP 5	100,00	0,35

Com a ACP no gráfico de scores dos componentes 1 e 2 é possível observar a distribuição dos dados de acordo com a CP1 e CP2 (Figura 10a). Os dados têm uma distribuição direcionada ao longo do eixo x (CP1), mostrando que para o atributo argila foram agrupados e distribuídos ao longo desse componente, apresentando uma variação de classes texturais ao longo desse eixo (Figura 10a). A CP2 representa feições da curva espectral (MENESES; MADEIRA NETTO, 2001). Observa-se maior variação dos scores da CP2 para solos com textura arenosa, pois a assinatura espectral desses apresenta maior diferença entre o VIS e o NIR (Figura 10b).

Os valores de "loading" *versus* variáveis (Figura 10b) mostram os pesos de cada banda dentro de sua CP. Os "loadings" da CP1 têm importância ao longo de todas as bandas, porém com maior peso na banda 5. Nesse componente pode-se observar que os pesos ao longo de todo o espectro estão distantes de zero, variando entre 0,2 (banda TM1) e 0,6 (banda TM5). Na CP1 toda reflectância ao longo do espectro é importante, portanto, nesse caso, se uma amostra possui espectro com

uma alta intensidade de reflectância esse provavelmente possuirá altos valores de “loadings” e conseqüentemente influenciará os valores de “score”. Portanto, é de se esperar que a CP1 tenha relação direta com a reflectância e que essa distribua os dados com diferentes intensidades de reflectância ao longo do seu eixo no gráfico de “scores” (Figura 10a).

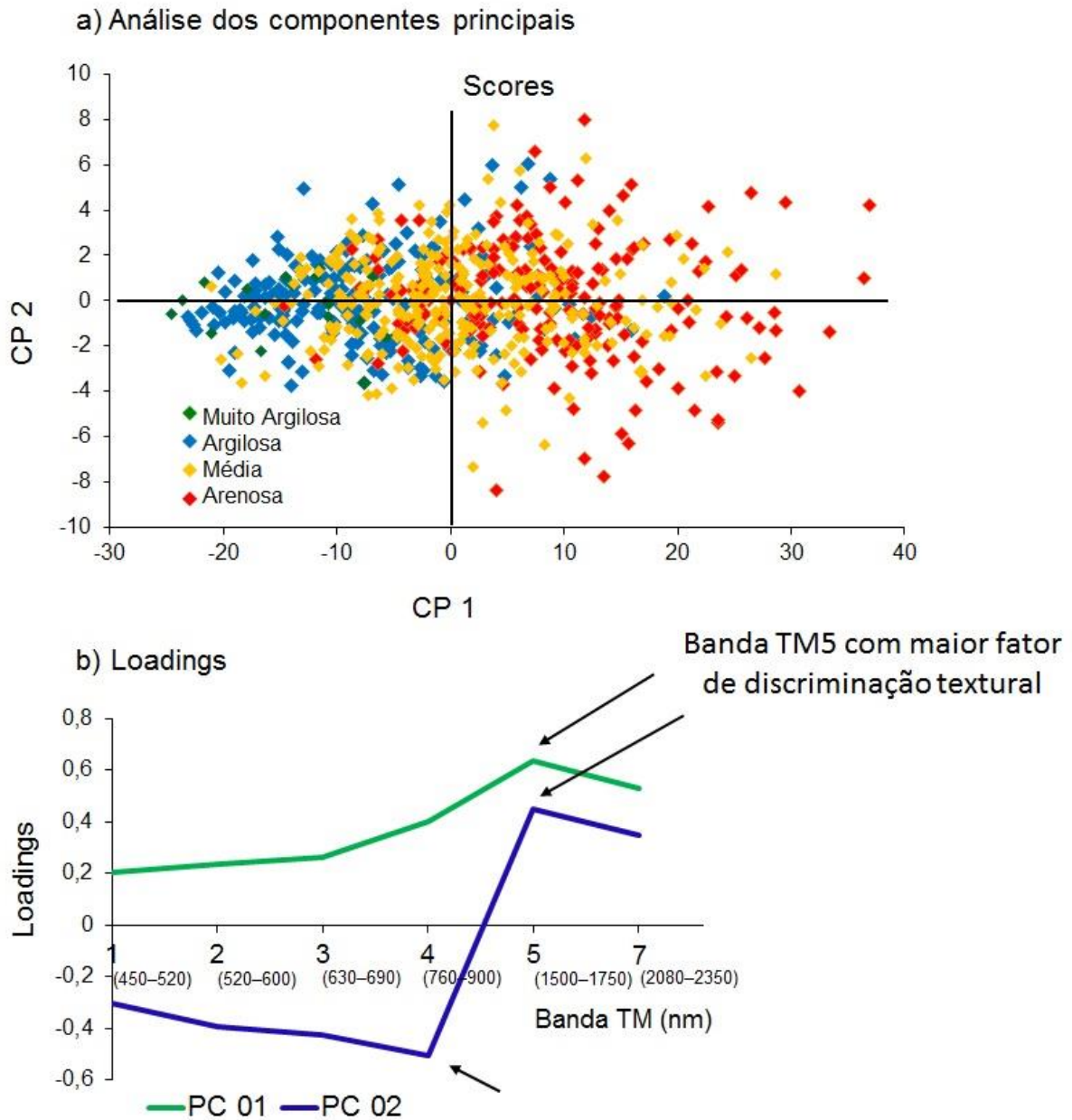


Figura 10 - a) Gráfico de “scores” da Componente Principal 1 versus a Componente Principal 2; b) Loading para cada banda do sensor TM da Componente Principal 1 e Componente Principal 2

Os “loadings” da CP2 tem pesos maiores nas bandas 4 e 5 (Figura 10b), mas em sentido oposto. Valores positivos e negativos na CP2 mostram como as variáveis se relacionam entre si. Por exemplo, amostras com valor alto da banda 5 terão valores baixos da banda 4 e vice-versa.

Em vista do comportamento dos “scores” dos dados, os valores de “loadings” e a classificação de argila, observa-se que os dados com altos valores de “score” têm baixos teores de argila (Figura 10a), essa variação ocorre em grande parte dos dados. Pode-se relacionar ainda os altos valores dos “loading” da CP1 com altos índices de reflectância de solos arenosos, o que é comprovado no gráfico de “scores” (Figura 10a), em que amostras arenosas apresentam altos valores no eixo da CP1, que representa 93,64% dos dados.

3.7 Quantificação dos atributos do solo

Os resultados de validação cruzada (Figura 11) são estimativas da modelagem (PLSR) dos atributos do solo que apresentaram melhor performance na regressão. Entre os valores reais e preditos o atributo argila obteve os melhores resultados. Esse fato ocorre pela alta correlação com a argila e radiação eletromagnética (DEMATTÊ; TERRA, 2014; SANTRA et al., 2015). O coeficiente de determinação (R^2) de 0,75 e raiz do erro quadrático (RMSE) de aproximadamente 9% de argila corroboram os resultados de Shabou et al. (2015), que obteve R^2 de 0,64 e RMSE de 10% utilizando Landsat TM. Por outro lado, Santra et al. (2015) obteve R^2 de 0,58 e RMSE de 3%, por meio de dados do satélite Landsat 8 OLI.

Entre os atributos do solo, a matéria orgânica foi a que apresentou menor erro (Figura 11c). Os valores de RPD da argila, areia e da CTC (Figura 11a, b e d) apresentaram boa acurácia das predições, pois estão no intervalo entre 1,5 e 2,0 conforme Chang et al. (2001). Dunn et al. (2002) propõem que modelos com RPD maiores que 2,0 são excelentes, portanto os modelos de argila e CTC são estáveis e ótimos na acurácia das predições (Figura 11a e d). Para Viscarra Rossel et al. (2006) o valor de RPD igual à 2,03 para o modelo de argila é considerado bom para quantificação do atributo e para CTC com RPD de 2,15 é considerado muito bom para quantificação. Valores de RPD igual a 1,4 e 1,5 para o modelo de MO e areia respectivamente são considerados modelos justos e podem ser utilizados para a avaliação e correlação da quantificação. No geral os resultados apresentam baixos

erros e valores relativamente bons de R^2 considerando a distância de 750km da Terra ao sensor a bordo do satélite e ainda uma resolução espacial de 30m.

Nas regressões obtidas os atributos de argila e areia tendem a uma inclinação em 45° ao passo que MO e CTC possui uma inclinação muito menor que 45° , essas características são reflexos da modelagem, principalmente do R^2 (Figura 11).

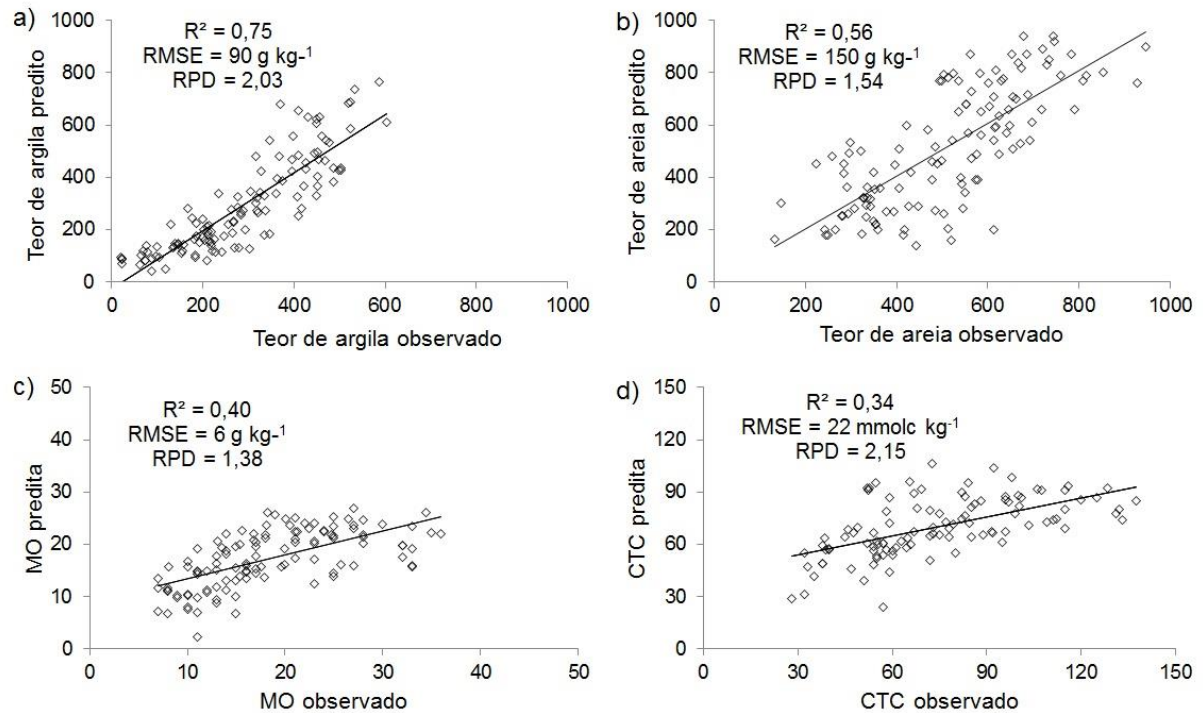


Figura 11 - Comparação dos atributos observados e predição calculado pelo PLSR; a) Argila (g kg⁻¹); b) Areia (g kg⁻¹); c) MO (g kg⁻¹) e d) CTC (mmolc kg⁻¹)

3.8 Espacialização dos atributos do solo

Os mapas de atributos do solo modelados via regressão multivariada para o conteúdo de argila (Figura 12), CTC e matéria orgânica do solo (Figura 13) foram classificados em 53% da área (imagem composta) que compreendem 100 % dos pixels. O conteúdo de argila predita variou de 3 a 797 g kg⁻¹. Solos com textura média atingiram 50% dos pixels classificados seguido de 34% argilosa, 20% arenosa e o restante sendo muito argilosa. Solos argilosos e muito argilosos ocorrem em regiões onde a presença de rochas da Formação Serra Geral (basaltos e diabásios) estão localizadas e em locais cujo LVf e NV predominam.

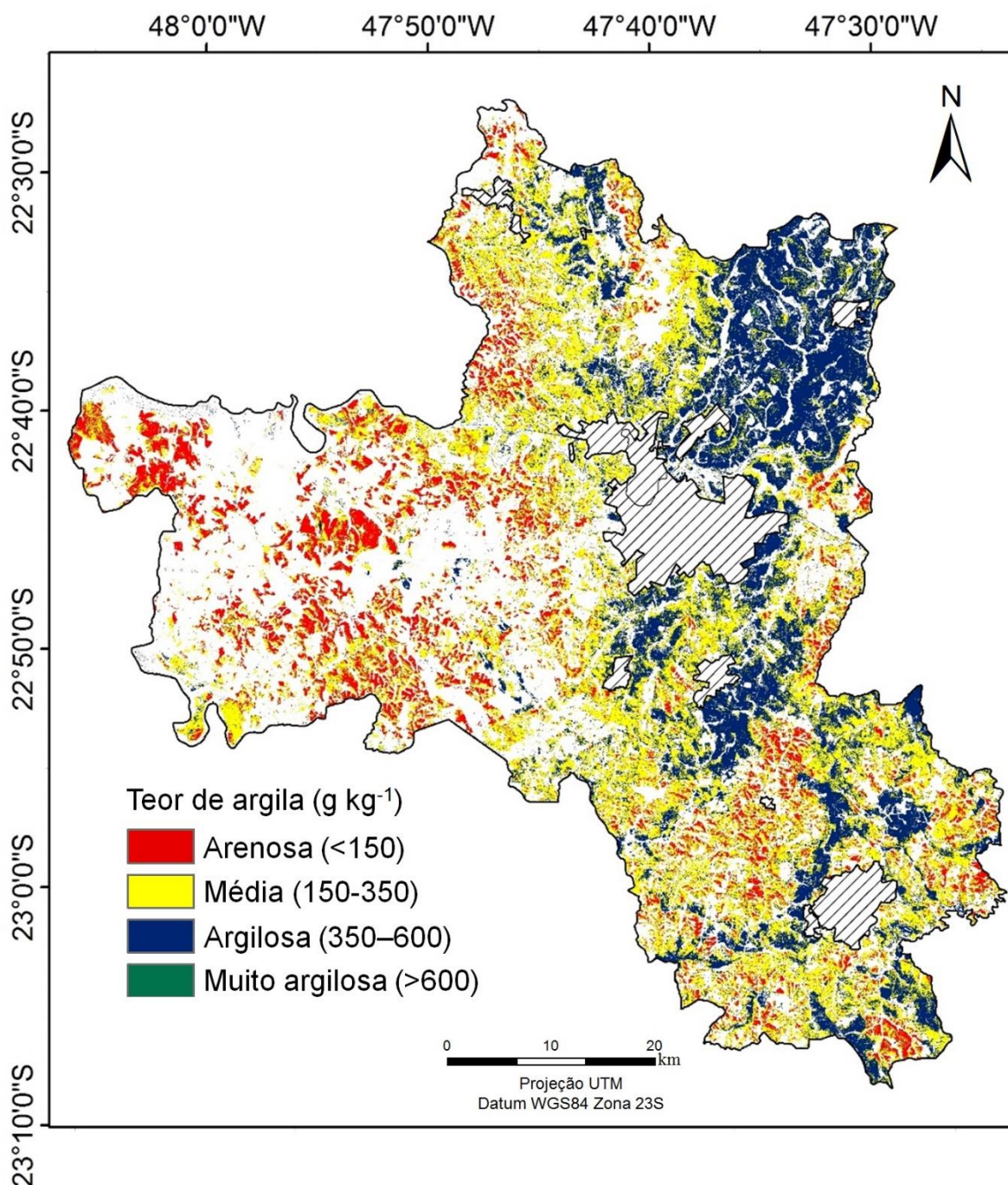


Figura 12 - Mapa de argila via modelo regressão multivariada entre espectros da imagem composta e amostras de solo

Os teores de argila estão relacionados a fatores intrínsecos, ou seja, aos fatores de formação como o material de origem, já os atributos CTC e MO estão relacionados aos fatores extrínsecos, que podem ser alterados pelo tipo de manejo. Com isso, definir classes texturais é vantajoso, pois não variam com os fatores antrópicos e podem auxiliar a definir solos homogêneos.

A matéria orgânica predita variou de 0 a 32 g kg⁻¹ e a CTC predita variou de 0 a 140 mmol_c kg⁻¹. Entre a distribuição dos pixels de matéria orgânica, 65% compreendem a classe com valores entre 15 e 25 g kg⁻¹ e aproximadamente 5% dos pixels com valores acima de 25 g kg⁻¹. Nessas áreas o cultivo é intensivo e estão localizadas as classes de textura variando de média a muito argilosa. Nas áreas de textura argilosa e muito argilosa, a CTC foi classificada como muito alta com valores acima de 80 mmol_c kg⁻¹ representando 34% dos pixels da área.

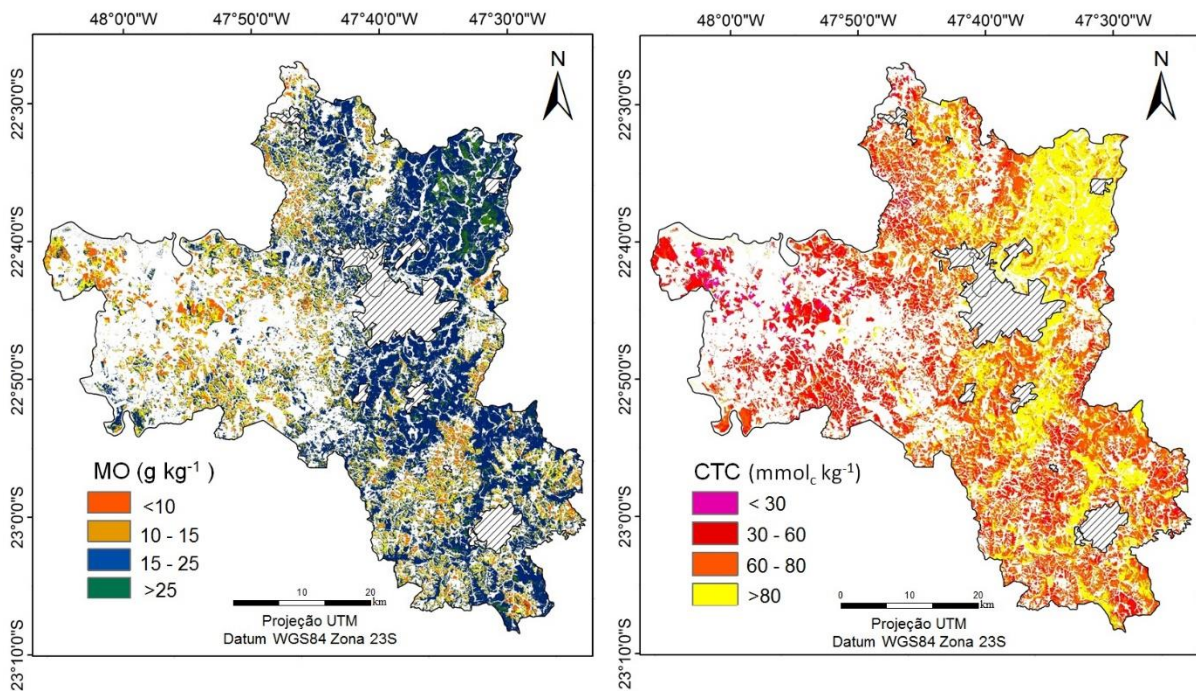


Figura 13 - Mapa de MO e CTC via modelo de regressão multivariada entre espectros da imagem composta e amostras de solo

Nas áreas de textura média predominam a CTC classificadas com valores entre 60 e 80 mmol_c kg⁻¹, em que representa 43% dos pixels, compreendem os Argissolos e Neossolos Litólicos. Nas áreas com solos arenosos predominam os valores médios de CTC entre 30 e 60 mmol_c kg⁻¹ que representam 21% dos pixels e menos de 1 % com valores abaixo de 30 mmol_c kg⁻¹. Nessas áreas menos férteis cerca de 10% dos pixels apresentaram valores inferiores a 10 g kg⁻¹ de MO, representadas principalmente pelos Neossolo Quartzarênico (RQ), esses teores baixos de MO é devido à rápida decomposição da matéria orgânica em solos arenosos.

3.8.1 Validação dos mapas temáticos

Uma matriz de erro e acerto foi criada para avaliar os 123 pontos observados e preditos dos atributos dos solos espacializados (Tabela 6). Para a classe de textura baseado no conteúdo de argila foi obtida 74% de acerto o que reflete na distribuição de argila no mapa temático gerado a partir das imagens multitemporais do Landsat, sendo consistente com os dados observados obtidos com amostras analisadas em laboratório por método convencional. No entanto, classes próximas se confundem, em que a classe arenosa foi a menos precisa devido a confusão com a classe média. A classe muito argilosa também se confunde com a argilosa, sendo que a classe média foi a que obteve melhor acerto com alta precisão.

Tabela 6 - Matriz de erro e acerto entre atributos do solo observados e preditos

Conteúdo de Argila			MO ¹ (g kg ⁻¹)			CTC ² (mmol _c kg ⁻¹)		
Classe	Erro	Acerto	Classe	Erro	Acerto	Classe	Erro	Acerto
Arenosa	10,00	1,00	1>10	10,00	9,00	1>30	4,00	1,00
Média	2,00	26,00	11 - 15	17,00	12,00	31 - 60	19,00	22,00
Argilosa	6,00	40,00	16- 25	11,00	33,00	61 - 80	10,00	14,00
Muito argilosa	14,00	24,00	> 26	29,00	2,00	> 80	26,00	27,00
Total	32,00	91,00	Total	67,00	56,00	Total	59,00	64,00
(%)³	26,02	73,98	(%)³	54,47	45,53	(%)³	47,97	52,03

¹ Matéria orgânica, ² Capacidade de troca de cátions, ³ Porcentagem em função dos 123 pontos usado na validação

A matéria orgânica apresentou cerca de 45% de acerto (Tabela 6), sendo que a classe entre 15 e 25 g kg⁻¹ apresentou menos confusão e errou menos, sendo mais precisa quando comparada com as outras, isso devido provavelmente ao alto número de amostras que representam essa classe. A matriz de erro e acerto apresentou mais de 50% de acerto para o atributo CTC (Tabela 6), em que todas as classes acertaram mais que erraram, exceto para a classe < 30 mmol_c kg⁻¹, devido provavelmente ao baixo número de amostras, a classe entre 60 e 80 mmol_c kg⁻¹ apresentou melhor precisão. De modo geral as classes mais próximas se confundiram mais.

3.8.2 Comparação específica entre mapa pedológicos e textura de superfície

Outra validação da argila foi realizada comparando o mapa de textura predito a partir da série histórica Landsat com pixel de 30m e o mapa de textura obtido pela carta pedológica de Piracicaba (OLIVEIRA; PRADO, 1989) com escala de 1:100.000

(Figura 9c) gerando uma matriz de erro e acerto (Tabela 7). Dos 123 pontos utilizados para validação, 73 caíram dentro da área do mapa de textura existente, com cerca de 50% de acerto geral.

Tabela 7 - Matriz de erro e acerto entre a carta pedológica pré-existente e o conteúdo de argila predita

Carta pedológica existente			PV9 ¹		
Classe de Textura	Erro	Acerto	Classe de Textura	Erro	Acerto
Arenosa	3,00	11,00	Muito argilosa	4,00	0,00
Média	26,00	5,00	Argilosa	10,00	0,00
Argilosa	8,00	19,00	Média ou Arenosa	0,00	36,00
Muito argilosa	1,00	0,00			
Total	38,00	35,00	Total	14,00	36,00
(%)²	52,05	47,95	(%)²	28,00	72,00

¹ Argissolo Vermelho textura média ou arenosa, ² Porcentagem em função dos pontos usado na validação

A classe arenosa foi a que mais acertou, seguida da classe argilosa, média e muito argilosa. A última classe é pouco representativa devido ao baixo número de amostras, apenas uma classificada como muito argilosa e a classe média foi consideravelmente confundida com baixa precisão (Figura 7). Isso mostra que o mapa pré-existente de textura gerado a partir da carta de solos é menor detalhado em comparação ao mapa de textura predito, pois a matriz entre os pontos observados e preditos mostraram que a classe média foi a que obteve mais acerto com alta precisão. Tal variação é devida a dois fatores. Primeiramente a escala do mapa pedológico 1:100.000 é menor que a da imagem de satélite com 30 m de pixel. Porém, além disso, a imagem detecta a informação “real” da textura do local, enquanto o mapa pedológico extrapola.

Os 50 pontos restantes se posicionaram em áreas onde a textura não é bem definida na carta pedológica, representada pela unidade de mapeamento dos Argissolos Vermelho arenosos ou médios (PV9) (Figura 14). Essa matriz apresentou 72% de acerto que representam 36 dos pontos classificados como textura média ou arenosa, sendo que 10 pontos foram classificados como argilosos e 4 muito argilosos e essas áreas se correlacionam com a geologia cuja formação é a Serra Geral, que origina solos com textura argilosa ou muito argilosa (Figura 9 a). Isso demonstra que a técnica de quantificação utilizando a imagem composta com solo exposto apresenta maior detalhamento (Figura 14), indicando ser capaz de atualizar mapas pré-

existentes, aumentando a escala e os detalhes. Além disso, as informações podem ser extrapoladas para áreas onde não se tem informação dos atributos do solo, sendo ainda mais promissora quando relacionados aos dados do relevo, geologia e geomorfologia.

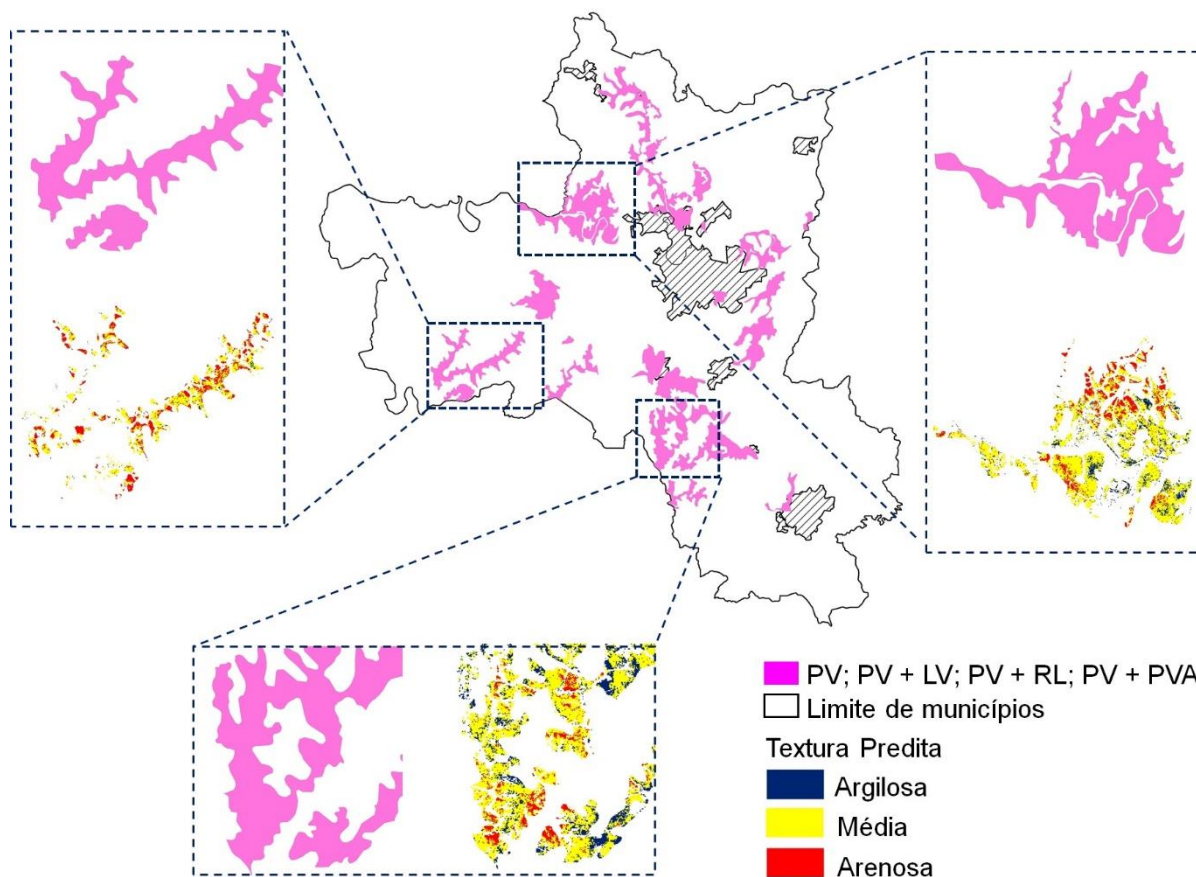


Figura 14 – Comparação em áreas de unidades de mapeamento simples e associações de Argissolo Vermelho (PV) com textura média ou arenosa entre a carta pedológica de Piracicaba e o mapa de textura via imagem de satélite.

4 CONCLUSÕES

Os dados espectrais entre as bandas TM (NDVI, ND57, B3-B2 e B2-B1) foram eficientes na composição do método para obtenção de solo exposto.

A composição de uma imagem multitemporal de solo exposto, conseguiu determinar em até 7 vezes mais informação do que quando se utiliza uma única imagem. A taxa de variação de solo exposto entre as imagens foi de 7 a 20%, a imagem composta final atingiu 53% da área.

A imagem de satélite mostrou-se eficiente na determinação da classe textural da camada superficial. A informação textural obtida pela imagem mostrou boa relação com a folha geológica e carta de solos. Em relação a pedologia, solos com teores de argila iguais entre superfície e subsuperfície é detectado, mas se o solo tem gradiente textural essa técnica não é eficiente.

O método apresentou bom desempenho na quantificação da textura, MO e CTC. A predição do teor de argila apresentou-se ser mais eficiente, atingindo R^2 de 0,75 com baixo erro e valor expressivo de RPD > 2. Outros elementos comprovaram os bons resultados da imagem tais como: correlação positiva entre teor de areia e reflectância; correlações negativas entre reflectância e teor de argila, MO e CTC.

A utilização de um produto com solo exposto em grandes áreas representada de maneira contínua e obtida por sensores orbitais multiespectrais abre amplas possibilidades nas áreas de planejamento do uso da terra, monitoramento ambiental e mapeamento de atributos e classes de solo, podendo auxiliar em mapeamentos pedológicos novos ou atualização de antigos.

REFERÊNCIAS

- AASE, J.K.; TANAKA, D.L. Reflectances from four wheat residue cover densities as influenced by three soil backgrounds. **Agronomy Journal**, Madison v. 83, n. 4, p. 753-757, 1991.
- Ab' SÁBER, A.N. A depressão periférica paulista: um setor das áreas de circundesnudação pós-cretácica na Bacia do Paraná. **Geomorfologia**, São Paulo, v. 15, 15 p. 1969.
- ALLEN, B.L.; HAJEK, B.F. Mineral occurrence in soil environments. **Minerals in Soil Environments**, Madison, v. 2, p. 199-278, 1989.
- ALMEIDA, F.F.M. Fundamentos geológicos do relevo paulista. Geologia do estado de São Paulo. **Boletim do Instituto de Geografia e Geologia**, São Paulo. v.41, p.167-263, 1964.
- BALLABIO, C.; PANAGOS, P.; MONATANARELLA, L. Mapping topsoil physical properties at European scale using the LUCAS database. **Geoderma**, Amsterdam v. 261, p. 110-123, 2016.
- BARET, F.; JAEQUEMOND, S.; HANOCQ, J. F., The soil line concept in remote sensing. **Remote Sensing Reviews**, New York, v.7, p.65-82. 1993
- BAUMGARDNER, M.F. Reflectance properties of soils. **Advances in Agronomy**, San Diego, v.38, p. 1–44, 1985.
- BELLINASSO, H.; DEMATTÊ, J.A.M.; ROMEIRO, S.A. Soil Spectra Library and its use in Soil Classification. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v.34, p.861-870, 2010.
- BEN DOR, E. Quantitative remote sensing of soil properties. **Advances in Agronomy**, Amsterdam, v.75, p.173-243, 2002.
- BEN DOR, E.; TAYLOR, R.G.; HILL, J.; DEMATTÊ, J.A.M.; WHITING, M.L.; CHABRILLAT, S.; SOMMER, S.; DONALD, L.S. Imaging spectrometry for soil applications. **Advances in Agronomy**, Amsterdam, v. 97, p. 321–392, 2008.
- BIARD, F.; BARET, F. Crop residue estimation using multiband reflectance. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 59, n. 3, p. 530-536, 1997.
- BJÖRNBERG, A.J.S.; LANDIM, P.M.B. Contribuição ao estudo da Formação Rio Claro (neoceno-zóico). **Boletim Sociedade Brasileira Geologia**, São Paulo, v.15, n. 4, p.43-67, 1966.
- BOETTINGER, J.L.; RAMSEY, R.D.; BODILY, J.M.; COLE, N.J.; KIENAST-BROWN, S.; NIELD, S.J.; STUM, A.K. Landsat spectral data for digital soil mapping. In HARTEMINK, ALFRED E.; MCBRATNEY, A.B.; MENDONÇA-SANTOS, M.D.L. (Ed.). **Digital soil mapping with limited data**. Van Godewijkstraat, Springer Science & Business Media, 2008. p. 193-202.

BRADY, N.C.; WEIL, R.R. **The Nature and Properties of Soils**, 14th ed. New Jersey:Prentice Hall, 2007. 980p.

BROWN, S.D. Chemical Systems Under Indirect Observation: Latent Properties and Chemometrics. **Applied Spectroscopy**, Baltimore, v.12, p.14-31, 1995.

BUOL, S.W.; SOUTHARD, R.J.; GRAHAM, R.C.; MCDANIEL, P.A. **Soil Genesis and Classification**. 6th ed. New Jersey: John Wiley, 2011. 560p.

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

CAMBARDELLA, C.E.; MOORMAN, T.B.; NOVAK, J.M.; PARKIN, T.B.; KARLEN, D.L.; TURCO, R.F.; KONOPKA, A.E. Field-scale variability of soil properties in Central Iowa soils. **Soil Science Society America Journal**, Madison, v.58, p. 1501-1511, 1994.

CHABRILLAT, S.; GOETZ, A.F.H.; KROSLEY L.; OLSEN, H.W. Use of hyperspectral images in the identification and mapping of expansive clay soils and the role of spatial resolution, **Remote Sensing of Environment**, New York, v.82, p. 431–445. 2002.

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

CLOUTIS, E.A., Hyperspectral geological remote sensing: evaluation of analytical techniques. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 17, p. 2215–2242, 1996.

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, p. 355-361, 1991.

COLLARD, F.; KEMPEN, B.; HEUVELINK, G.B.M.; SABY, N.P.A.; FORGES, A. C.R.; LEHMANN, S.; NEHLIG, P.; ARROUAYS, D. Refining a reconnaissance soil map by calibrating regression models with data from the same map (Normandy, France). **Geoderma Regional**, Amsterdam, v. 1, p. 21-30, 2014.

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

DEMATTÊ, J.A.M.; RIZZO, R.; BOTTEON, V. Pedological mapping through integration of digital terrain models spectral sensing and photopedology. **Revista Ciência Agrônômica**, Fortaleza, v. 46, p. 669-678, 2015.

DEMATTÊ, J.A.M. Characterization and discrimination of soils by their reflected electromagnetic energy. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 37, p.1445-1458, 2002.

DEMATTÊ, J.A.M., HUETE, A.R.; FERREIRA JR, G.; NANNI, M.R. Methodology for bare soil detection and discrimination by Landsat TM image. **The Open Remote Sensing Journal**, New York v. 2, n. 1, p.24-35, 2009.

DEMATTÊ, J.A.M.; MORETTI, 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, p.697-706, 2005.

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

DEMATTÊ, J.A.M.; TERRA, F.S. Spectral pedology: A new perspective on evaluation of soils along pedogenetic alterations. **Geoderma**, Amsterdam, v. 217-218, p. 190-200, 2014.

DOGAN H.M., KILIÇ O.M. Modelling and mapping some soil surface properties of Central Kelkit Basin in Turkey by using Landsat-7 ETM+ images. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 34, n. 15, p. 5623–5640, 2013.

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

EMBRAPA. **Sistema Brasileiro de Classificação de Solos**. 3 ed. Brasília: Embrapa, 2013. 353p.

FAO. **Agricultural demand towards to 2050 Production response**, Rome, 2013b.

FAO. **Statistical Yearbook 2013 World food and agriculture**, FAO, Rome, 2013a.

FERREIRA, M.M.C. Multivariate QSAR. **Journal of the Brazilian Chemical Society**, São Paulo, v.13, n.6, p.742-753, 2002.

FOX, G.A.; SABBAGH, G.J.; SEARCY, S.W.; YANG, C. An automated soil line identification routine for remotely sensed images. **Soil Science Society America Journal**, Madison, v.68, p. 1326–1331, 2004.

FRANCESCHINI, M.H.D.; DEMATTÊ, J.A.M.; SATO, M.V.; VICENTE, L.E.; GREGO, C.R. Abordagens semiquantitativa e quantitativa na avaliação da textura do solo por espectroscopia de reflectância bidirecional no VIS-NIR-SWIR. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 48, p. 1569-1582, 2013.

GAŁUSZKA, A.; MIGASZEWSKI, Z.; NAMIEŚNIK, J. The 12 principles of green analytical chemistry and the SIGNIFICANCE mnemonic of green analytical practices. **TrAC - Trends in Analytical Chemistry**, Oxford, v. 50, p. 78–84, 2013.

GALVÃO, L.S.; FORMAGGIO, A.R.; COUTO, E.G.; ROBERTS, D.A. Relationships between the mineralogical and chemical composition of tropical soils and topography from hyperspectral remote sensing data. **ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing**, Amsterdam, v. 63, n. 2, p. 259-271, 2008.

GHOSH, G.; KUMAR, S.; SAHA, S.K. Hyperspectral satellite data in mapping salt-affected soils using linear spectral unmixing analysis. **Journal of the Indian Society of Remote Sensing**, Nova Dehli, v. 40, n. 1, p. 129-136, 2012.

HARTEMINK, A.E.; MCBRATNEY, A. A soil science renaissance. **Geoderma**, Amsterdam, v. 148, p.123-129, 2008.

HAUBROCK, S.N.; CHABRILLAT, S.; LEMMNITZ, C.; KAUFMANN, H. Surface soil moisture quantification models from reflectance data under field conditions. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v. 29, n. 1, p. 3-29, 2008.

HORNING, N. **Selecting the appropriate band combination for an RGB image using Landsat imagery** <<http://www.amnh.org/our-research/center-for-biodiversity-conservation/biodiversity-informatics/remote-sensing-guides/selecting-the-appropriate-band-combination-for-an-rgb-image-using-landsat-imagery>>. Acesso em: 15 out. 2015b.

HORNING, N. **Understanding pixels, bands and channels** <<http://www.amnh.org/our-research/center-for-biodiversity-conservation/biodiversity-informatics/remote-sensing-guides/understanding-pixels-bands-and-channels>>. Acesso em: 15 out. 2015a

JENNY, H. **Factors of Soil Formation**: a system of quantitative pedology. New York, McGraw-Hill, 1941. 271p.

JENSEN, J.R. **Sensoriamento Remoto do Ambiente**: uma perspectiva em recursos terrestres. Carolina: Parêntese, 2006. 604p.

KÖPPEN, W.; GEIGER, R. **Klimate der Erde**. Gotha: Verlag Justus Perthes. 1928. 1 mapa, 150 x 200cm.

LAL, R. Soil erosion and the global carbon budget. **Environment International**, Oxford, v. 29, n. 4, p. 437-450, 2003.

LAL, R. Soil management and restoration for C sequestration to mitigate the accelerated greenhouse effect. **Progress in Environmental Science**, Columbus, v. 1, n. 4, p. 307-326, 1999.

LEE, C.M.; CABLE, M.L.; HOOK, S.J.; GREEN, R.O.; USTIN, S.L.; MANDL, D. J.; MIDDLETON, E.M. An introduction to the NASA Hyperspectral InfraRed Imager (HyspIRI) mission and preparatory activities. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 167, p. 6-19, 2015.

LEGROS, J.P. **Mapping of the Soil**. New Hampshire: Science Publishers, 2006, 412p.

LEPSCH, I.F. **19 lições de pedologia**, São Paulo: Oficina de Textos, 2011. 456p.

LEPSCH, I.F. As necessidades de efetuarmos levantamentos de solo pedológicos detalhados no Brasil e estabelecermos as séries de solos. **Revista Tamoios**, Rio de Janeiro v. 9, n.1, p. 3-15, 2013.

LEPSCH, I.F. Superfícies geomorfológicas e depósitos superficiais neocenozóicos em Echaporã, SP. **Boletim Paulista de Geografia**, São Paulo v.53, p. 5-34, 1977.

LILLESAND, T.M.; KIEFER, R.W. **Remote sensing and image interpretation**. New York: J.Wiley, 1994. 750p.

LIU, F.; GENG, X.; ZHU, A. X.; FRASER, W.; WADDELL, A. Soil texture mapping over low relief areas using land surface feedback dynamic patterns extracted from MODIS. **Geoderma**, Amsterdam v. 171, p. 44-52, 2012.

LOBELL, D.; ASNER, G., Moisture effects on soil reflectance. **Soil Science Society America Journal**, Madison, 66, p. 722–727, 2002.

LOBO, A.E.M. **Relações solo-superfícies fisiográficas em uma transeção de Piracicaba, SP.1984**. 164p. Tese (Doutorado em Ciência do Solo) - Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 1984.

MADEIRA NETTO, J.S.; BAPTISTA, G.M.M. Reflectância espectral de solos. **Documentos - Embrapa Cerrado**, Planaltina, v. 25, p. 1-55, 2000.

MADEIRA, J.D.S.M. **Etude Quantitative des Relations Constituants Minéralogiques-Réfectance Diffuse des Latosols Brésiliens**: Application à l'utilisation Pédologique des Données Satellitaires TM (Région de Brasilia). 1993. 226p. Tese (Doutorado em Ciências do Solo) - Université Pierre et Marie Curie: Paris, France, 1993.

MANLY, B.F.J. **Multivariate statistical methods a primer**. 3rd. ed. London: Chapman & Hall/CRC, 2004. 208p.

MARKHAM, B.L.; BARKER, J.L. Landsat MSS and TM post-calibration dynamic ranges, exoatmospheric reflectances and at-satellite temperatures. **EOSAT Landsat technical notes**, Lanham, v. 1, n. 1, p. 3-8, 1986.

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

MENDONÇA-SANTOS, M.L.; dos SANTOS H.G. The State of the Art of Brazilian Soil Mapping and Prospects for Digital Soil Mapping. **Developments in Soil Science**, Amsterdam, v. 31. p. 39-54, 2007.

MENESES, P.R; MADEIRA NETTO, J.S. **Sensoriamento Remoto**: reflectância dos alvos naturais. 2. reimpressão. Brasília: UnB, 2001. 262p.

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

- MULDER, V.L.; DE BRUIN, S.; SCHAEPMAN, M.E.; MAYR, T.R. The use of remote sensing in soil and terrain mapping—A review. **Geoderma**, Amsterdam, v.162, p.1-19, 2011.
- NAGLER, P.L.; DAUGHTRY, C.S.T.; GOWARD, S.N. Plant litter and soil reflectance. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 71, n. 2, p. 207-215, 2000.
- NANNI, M.R.; DEMATTÊ, J.A.M. Spectral Reflectance Methodology in Comparison to Traditional Soil Analysis. **Soil Science Society America Journal**, Madison, v. 70, p. 393-407, 2006.
- NIELD, S.J.; BOETTINGER, J.L.; RAMSEY, R.D. Digitally mapping gypsic and natric soil areas using Landsat ETM data. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 71, n. 1, p. 245-252, 2007.
- OBADI, V.P.; LAL, R. Assessing land cover and soil quality by remote sensing and geographical information systems (GIS). **Catena**, Amsterdam, v. 104, p. 77-92, 2013.
- OLIVEIRA J. B.; PRADO H., **Carta pedológica semi-detalhada de Piracicaba SF 23Y-A –IV**, Campinas: Instituto Agrônomo, 1989. 1 mapa, color., Escala: 1:100.000.
- PENTEADO, M.M. Geomorfologia do setor centro-ocidental da Depressão Periférica Paulista. **Instituto de Geografia**, São Paulo, v.22, p. 86, 1976.
- PONZONI, F.J., SHIMABUKURO, Y.E. KUPLICH, T.M. **Sensoriamento Remoto no Estudo da Vegetação**. 2 ed. São José dos Campos: Parêntese, 2012. 160p.
- RAIJ, B. van. A capacidade de troca de cátions das frações orgânica e mineral em solos. **Bragantia**, Campinas, v. 28, p. 85-112, 1969.
- RAIJ, B. van.; ANDRADE, J.C.; CANTARELLA, H.; QUAGGIO, J.A. **Análise química para avaliação de solos tropicais**. Campinas: IAC, 2001. 285p.
- REICOSKY, D.C. Crop residue management: soil, crop, climate interactions. Crops residue management. In: HATFIELD, J.L.; STEWART, B.A.9Ed.) **Crop Residue Management**. (Ed.) Boca Raton:Lewis Publishers, 1994. p. 1991-214.
- RODRIGUES, R.R. **A vegetação de Piracicaba e municípios do entorno**. Instituto de Pesquisas e Estudos Florestais (*IPEF*). 1999. (Circular Técnica n.189).
- ROUSE, J.W.; HAAS R.H.; SCHELL J.A.; DEERING D.W. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. **Earth resources technology satellite-1 symposium**, Proceedings, Washington, DC, 1973. v.1, p. 309–317.
- SABIN, G.P.; FERRÃO, M.F.; LOBO, E.A.; COSTA, A.B.; KIRST, A. Aplicação de métodos quimiométricos no estudo da qualidade da água de poços artesianos da Região do Vales do Rio Pardo e Rio Taquari, RS, Brasil. **Revista Redes**, Santa Cruz do Sul, v. 7, n. especial, p. 77-88, 2002.
- SANTOS H.G.; JACOMINE P.K.T.; ANJOS L.H.C., OLIVEIRA V.A.; LUMBRELAS J.F.; COELHO M.R.; ALMEIDA J.A.; CUNHA T.J.F.; OLIVEIRA J.B. **Sistema**

brasileiro de classificação de solos. Rio de Janeiro: EMBRAPA: Centro Nacional de Pesquisa de Solos, 2013. 353p.

SANTRA, P.; SINGH, R.; SARATHJITH, M.C.; PANWAR, N.R.; VARGHESE, P. DAS, B.S. Reflectance spectroscopic approach for estimation of soil properties in hot arid western Rajasthan, India. **Environmental Earth Sciences**, Heidelberg, v.74, p.4233-4245, 2015.

SCHWERTMANN U. Iron oxides in soil. Minerals in soils environments. **Soil Science Society America Journal**, Madison, v.8, p. 379-465, 1989.

SELIGE, T.; BOHNER, J.; SCHMIDHALTER, U. High resolution topsoil mapping using hyperspectral image and field data in multivariate regression modeling procedures. **Geoderma**, Amsterdam, v. 136, p. 235-244, 2006.

SHABOU, M.; MOUGENOT, B.; CHABAANE, Z.L.; WALTER, C.; BOULET, G.; AISSA, N.B.; ZRIBI, M. Soil Clay Content Mapping Using a Time Series of Landsat TM Data in Semi-Arid Lands. **Remote Sensing**, Switzerland v. 7, n. 5, p. 6059-6078, 2015.

SHERMAN, D.M.; WAITE, T.D. Electronic spectra of Fe³⁺ oxides and oxide hydroxides in the near IR to near UV. **American Mineralogist**, Washington v. 70, n. 11-12, p. 1262-1269, 1985.

SHI, Z.; WANG, Q.; PENG, J.; JI, W.; LIU, H.; LI, X.; ROSSEL, R.A.V. Development of a national VNIR soil-spectral library for soil classification and prediction of organic matter concentrations. **Science China Earth Sciences**, Beijing, v. 57, n. 7, p. 1671-1680, 2014.

STENBERG, B.O.; VISCARRA ROSSEL, R.A.; MOUAZEN, A.M.; WETTERLIND, J. Visible and Near Infrared Spectroscopy in Soil Science. **Advances in Agronomy**, Amsterdam, 2010, v. 107, n.107, p.163-215.

STONER, E.R.; BAUMGARDNER, M.F. Characteristics variations in reflectance of surface soils. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v.45, n.6, p.1161-1165, 1981.

STRECK, N.A.; RUNDQUIST, D.; CONNOT, J. Estimating residual wheat dry matter from remote sensing measurements. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, Falls Church, v. 68, n. 11, p. 1193-1202, 2002.

TERAMOTO, E.R.; LEPSCH, I.F.; VIDAL-TORRADO, P. Relações solo, superfície geomórfica e substrato geológico na microbacia do ribeirão Marins (Piracicaba-SP). **Scientia Agricola**, Piracicaba, v. 58, p. 361-371, 2001.

VARMUZA, K.; ENGRAND C.; FILZMOSER P.; HILCHENBACH M., KISSEL J.; KRÜGER, H.; SILÉN J.; TRIELOFF M. Random projection for dimensionality reduction—Applied to time-of-flight secondary ion mass spectrometry data. **Analytica Chimica Acta**, Belgium, v. 705, n. 1/2, p. 48-55, 2011.

VARMUZA, K.; FILZMOSER, P. **Introduction to Multivariate Statistical Analysis in Chemometrics**. Boca Raton, Florida: CRC Press, 2009. 336p.

VICENTE, L.E.; SOUZA FILHO, C.R. Identification of mineral components in tropical soils using reflectance spectroscopy and advanced spaceborne thermal emission and reflection radiometer (ASTER) data. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 115, n. 8, p. 1824–1836, 2011.

VIDAL-TORRADO, P. **Pedogênese e Morfogênese no distrito de Tupi (Piracicaba, SP)** 1994. 212p. (Tese de Doutorado em Ciência do Solo) – Universidade de São Paulo, Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Piracicaba, 1994.

VISCARRA ROSSEL, R.A.; McGLYNN, R.N.; McBRATNEY, A.B. Determining the composition of mineral-organic mixes using UV–vis–NIR diffuse reflectance spectroscopy. **Geoderma**, Amsterdam, v. 137, p. 70–82, 2006.

VISCARRA ROSSEL, R.A.; CHAPPELL, A.; De CARITAT, P.; MCKENZIE, N.J. On the soil information content of visible-near infrared reflectance spectra. **European Journal of Soil Science**, Oxford, v.62, p. 442–453, 2011.

WEIDONG, L.; BARET, F.; XINGFA, G.; QINGXI, T.; LANFEN, Z.; BING, Z. Relating soil surface moisture to reflectance. **Remote Sensing of Environment**, New York, 81, p. 238–246, 2002.

WILLIAMS, P.C. Variables affecting near-infrared reflectance spectroscopic analysis. In: WILLIAMS, P.; NORRIS, K. (Ed.). **Near- Infrared Technology in the Agricultural and Food Industries**. Saint Paul, MN: American Association of Cereal Chemists, 1987. p. 143-167.

WOLD, H. **Systems under indirect observation**. Amsterdam: Elsevier, 1982. 636p.

YOSHIOKA, H.; MIURA, T.; DEMATTÊ, J.A.M.; BATCHILY, K.; HUETE, A.R. Soil line influences on two band vegetation indices and vegetation isolines: a numeric study. **Remote Sensing**, Switzerland, v.2,p. 545–561, 2010.