

Teor de argila da camada superficial do solo via satélite

Bruna Cristina Gallo^{1,2}
José Alexandre Melo Demattê²
Camila Ferreira Netto¹
Marcus Vinicius Sato²

¹ Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP
Caixa postal 6011 -13083-790 - Campinas - SP, Brasil
gallo.buna@gmail.com

² Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”-Universidade de São Paulo–ESALQ/USP
Caixa postal 9 -13418-900 – Piracicaba – SP – Brasil

Abstract. Brazil and the world need to use soils appropriately and there are no pedological or soil attributes maps on a semi-detailed and detailed scale suitable for proper management, according to necessity of agriculture. Traditional soil mappings are expensive and time-consuming. In order to map large areas in short time it is necessary to use technology, hence, remote sensing technique in orbital platforms are promising. Thus, it is expected that spectral characteristics of bare soil surface obtained from Landsat TM sensor have positive relation with soil texture. This work aims to generated a predicted model to quantify clay based on bare soil spectral reflectance obtained from Landsat TM image and granulometric soil analysis collect at the field. Pre-existing maps, such as the pedological map (SCALE 1:100.000) and geological map (SCALE 1:250.000) were used for validate the spectral data, as well as the samples collected in the field. The results show that the bare soil map obtained from Landsat were efficient and suitable for modeling soil surface clay. The soil surface clay model present good performance reaching R^2 of 0.68 and $RPD > 2.0$. Therefore, the clay map has shown to be appropriate to refine soil map survey and improve pedological and geological studies.

Keywords: soil clay mapping, satellite image, Landsat TM, bare soil

1. Introdução

O aumento da produção agrícola, em função do aumento da população mundial, tem contribuído para a realização de estudos sobre a condição dos solos agriculturáveis. Os estudos de levantamento de solos auxiliam no planejamento dos recursos naturais e das atividades agropecuárias, ademais facilitam o monitoramento dos impactos ambientais ocasionados por essas atividades.

Os mapeamentos pedológicos disponíveis foram gerados nas décadas de 70 e 80, em escalas de pouco detalhamento. Assim, novas alternativas estão sendo encontradas para otimizar os mapeamentos convencionais, por meio de técnicas de sensoriamento remoto e metodologias quantitativas para predição espacial dos solos e de seus atributos, destacando-se o mapeamento digital de solos.

Os solos estão submetidos a constantes processos de degradação de origem natural ou antrópica com lento processo de recuperação, por isso, são considerados como recursos não renováveis cada vez mais escassos (Mendonça-Santos et al., 2015). Portanto, o sensoriamento dos solos, via satélite, representa uma alternativa eficaz de monitorar e avaliar o comportamento desse recurso ao passar dos anos. Sobretudo, essa ferramenta auxilia na formulação de políticas relacionadas à gestão e ao planejamento dos recursos naturais a fim de minimizar as atividades de intensa degradação (Mulder et al., 2011).

O método tradicional de levantamento de solos é considerado um método caro, demorado e em escalas de menor representatividade (McBratney et al., 2003). O mapeamento de solos do Brasil, em sua maioria, é formado por mapas estaduais de reconhecimentos de solos com escalas de cerca de 1:500.000, como os mapas de Zoneamento Agroecológico e de Aptidão Agrícola; ou exploratórios, com escala cartográfica menor ou iguais a 1:1.000.000, como os do Projeto RADAMBRASIL. Somente uma pequena parte do território brasileiro apresenta mapas

semidetalhados, com escalas maiores que 1:100.000, e detalhados, maiores que 1:20.000 (Mendonça-Santos e Santos, 2006).

A energia refletida pelos alvos terrestres pode ser medida por um sensor, o qual pode localizar-se em uma variedade de plataformas, tais como satélites (orbital), aeronaves (aéreo), no campo ou em laboratório (terrestre). Cada tipo de sensor tem características próprias e apresentam diferentes faixas do espectro eletromagnético. Nesse sentido, estudos de solo normalmente envolvem avaliações no intervalo de 400 a 2.500 nm (Epiphanyo et al., 1992).

No que se refere ao comportamento espectral, cada uma das amostras de solo tem uma “assinatura espectral” ou “curva espectral”, que é uma propriedade cumulativa derivada de suas características intrínsecas heterogêneas, tais como mineralogia, materiais orgânicos, distribuição de partículas e composição química que constituem o solo (Demattê, 2002).

Portanto, em locais com falta de informações ou que necessitam de maiores detalhamentos, o sensoriamento remoto representa uma ferramenta auxiliar para subsidiar dados superficiais de solo. Assim, este trabalho teve como objetivo relacionar e modelar a textura de superfície do solo com a informação espectral do mapa de solo exposto gerado a partir de imagem *Landsat TM*.

2. Metodologia de Trabalho

2.1 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. 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. Os principais solos encontrados na região são os Latossolo Vermelho (LV), Latossolo Vermelho Amarelo (LVA), Argissolo Vermelho (PV), Argissolo Vermelho Amarelo (PVA), Nitossolo Vermelho (NV), Neossolo Quartzarênico (RQ).

2.2 Coleta das amostras de solo e análises física e químicas

As coletas das amostras de solo foram realizadas por tradagens na profundidade de 0-20 cm, totalizando 405 amostras (Figura 1). Essas amostras foram utilizadas para realizar a composição granulométrica do solo, por meio do método do densímetro (Camargo et al., 1986). Os resultados obtidos nas análises físicas foram utilizados na calibração e validação do modelo de quantificação da textura de superfície do solo.

2.3 Obtenção dos dados de sensoriamento remoto

Os procedimentos metodológicos para obter mapa de solo exposto e para quantificar os atributos de solo via imagens de satélite são: 1) escolher a imagem de satélite Landsat (TM5), 2) realizar as correções atmosféricas e geométricas, 3) verificar as correções, 4) aplicar os índices (NDVI, ND57, B2-B1, B3-B2) para obter somente o solo exposto, 5) extrair a reflectância espectral das amostras de solo do mapa de solo exposto, 6) modelar a textura superficial do solo utilizando estatística multivariada (Figura 1).

A imagem Landsat TM utilizada neste trabalho pertence à órbita 220 e ponto 76. A data escolhida foi 24 de agosto de 1996, pois nesta imagem muitos dos solos da região estavam arados e gradeados para reforma das culturas, estando com a sua superfície diretamente exposta ao ar.

2.4 Processamento digital das imagens

Para caracterização espectral de objetos na imagem de satélite, foi necessário fazer a conversão dos Números Digitais (ND's) para valores de parâmetros físicos, a radiância e a

reflectância. Primeiro, efetuou-se a conversão dos ND's para valores físicos, esses valores foram transformados em radiância aparente e em seguida em valores de reflectância, utilizando o programa ENVI (Environment for Visualizing Images). A correção foi verificada por meio do perfil espectral de alvos conhecidos da imagem. As imagens foram projetadas no sistema Universal Transversa de Mercator (Zona 23/South/ Datum SIRGAS 2000).

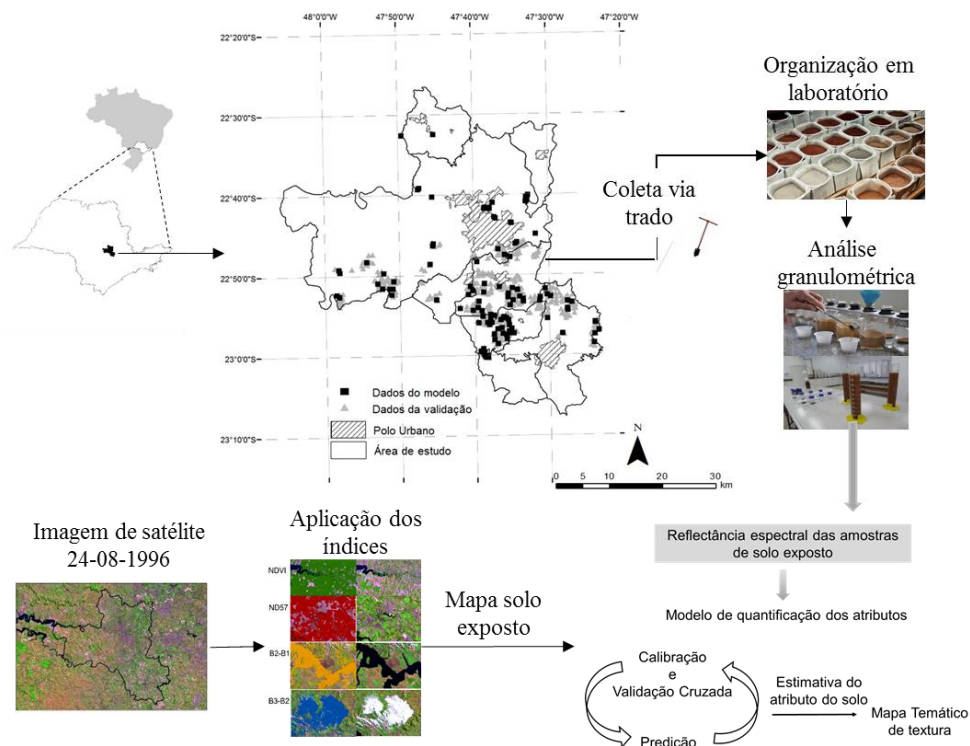


Figura 1. Fluxograma da metodologia.

2.5 Mapa de solo exposto

O contraste entre os alvos das imagens foi obtido por meio de índices (Figura 1) para obter somente solo exposto da imagem. Para diferenciar o contraste entre solo e vegetação foi utilizado o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI), proposto por Rouse et al. (1973). O contraste entre solo exposto e resíduos agrícolas foi caracterizado utilizando a diferença normalizada entre as bandas TM5 e TM7. Já para as imagens que apresentavam nuvens, foi realizada uma máscara entre a diferença das bandas TM2 e TM1 (B2-B1) para realçá-las, e para a caracterização da água foi realizada a mesma operação anterior utilizando as bandas TM3 e TM2 (B3-B2).

2.6 Análise qualitativa e quantitativa da textura superficial do solo

A Análise dos Componentes Principais (ACP) foi aplicada com objetivo de resumir as variações das informações espectrais, resultando em 3 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 (Varmuza e Filmoser, 2009). O algoritmo implementado para realizar a ACP foi Decomposição do Valor Singular (SDV), por meio do programa *The Unscrambler*.

Os *Loadings* (peso ou importância) 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).

A Regressão dos Mínimos Quadrados Parciais (Partial Least Square Regression, PLSR) com validação cruzada foi realizada também pelo 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.

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.

Os modelos gerados foram avaliados pela interpretação das seguintes figuras de mérito: Coeficiente de Determinação (R^2), Raiz do Erro Quadrático Médio (RMSE) e razão de porcentagem de desvio (RPD) (Williams, 1987). O RPD é a razão entre o desvio padrão dos dados medidos em laboratório para referência sobre o RMSE gerado na validação do modelo.

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).

3. Resultados e Discussão

3.1 Informação espectral do mapa de solo exposto

A imagem de satélite utilizada neste trabalho apresentou porcentagem de solo exposto de aproximadamente 20% em função da área total de 242.000 ha, representando uma área de aproximadamente 50.000 ha. Franceschini et al. (2013) geraram curvas espectrais obtidas em laboratório por sensor terrestre, o qual possuem mais detalhamento. Encontraram que a caracterização da curva espectral do teor de argila é possível uma vez que esta apresenta diferença entre forma e intensidade. Desse modo, o comportamento espectral do solo extraído da imagem de satélite, apresenta, no geral, maior intensidade de reflectância na banda TM5 (Figura 2a). As curvas espectrais obtidas por satélites apresentam menos detalhamento devido as 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).

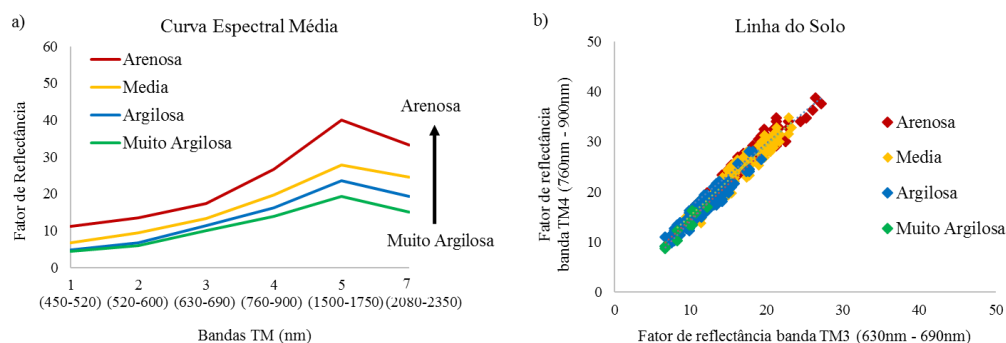


Figura 2. a) Curva espectral média dos alvos de uma imagem de satélite b) Linha do solo referente aos valores de reflectância das bandas TM3 e TM4.

Na 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 (Demattê et al., 2009). Nanni e Demattê, (2006) geraram linha do solo por sensor terrestre simulando as bandas TM3 e TM4 para diversas classes de solos com texturas variadas e encontraram o mesmo comportamento.

Os valores de R^2 para os solos com diferentes texturas são 0,91 (muito argilosa), 0,91 (argilosa), 0,93 (média) e 0,92 (arenosa) (Figura 2b). Esses 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.

3.2 Análise qualitativa e quantitativa da textura superficial do solo

O Coeficiente de Correlação (R) foi determinado entre os atributos do solo e as bandas do sensor TM (Tabela 1). 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 (-0,78) (Tabela 1), mostrando que são inversamente proporcionais, ou seja, com o aumento do teor de areia diminui o teor de argila e vice-versa.

Tabela 1. Análise de correlação entre textura do solo e bandas do sensor TM.

	Areia	Silte	Argila	TM1	TM2	TM3	TM4	TM5	TM7
Areia	1								
Silte	-0.6642	1							
Argila	-0.7752	0.04267	1						
TM1	0.49552	0.09078	-0.739	1					
TM2	0.46119	0.13171	-0.7277	0.97163	1				
TM3	0.42762	0.13985	-0.6897	0.94872	0.97706	1			
TM4	0.48223	0.11422	-0.741	0.95169	0.97457	0.97551	1		
TM5	0.54017	0.05505	-0.7684	0.92276	0.92599	0.9172	0.94916	1	
TM7	0.58382	0.01132	-0.7898	0.91927	0.92154	0.92193	0.94491	0.98398	1

As correlações entre bandas são altas ($R > 0,90$) (Tabela 1) o que mostra que é possível relacionar usando pares de bandas. Os pares que apresentaram melhor correlação foram as bandas TM4 com a banda TM3 ($R = 0,98$) (Tabela 1). Essas bandas são importantes para estudar solos, sendo utilizada na construção da linha do solo (Baret et al., 1993). Ademais, as bandas TM7 e TM5 também apresentaram ótima correlação ($R = 0,98$) (Tabela 1), explicando a sua importância na diferenciação de solos arenosos e restos culturais (ND57).

Na Análise dos Componentes Principais (ACP) os dados de reflectância das bandas do sensor TM das 405 amostras foram resumidas em novas variáveis (CPs), a fim de explicar a maioria dos dados originais. As duas primeiras componentes principais (CP1 e CP2) explicam 98,74% de toda a amostragem conforme a variância cumulativa. Dessa forma, foram escolhidas essas duas componentes principais para fazer a ACP.

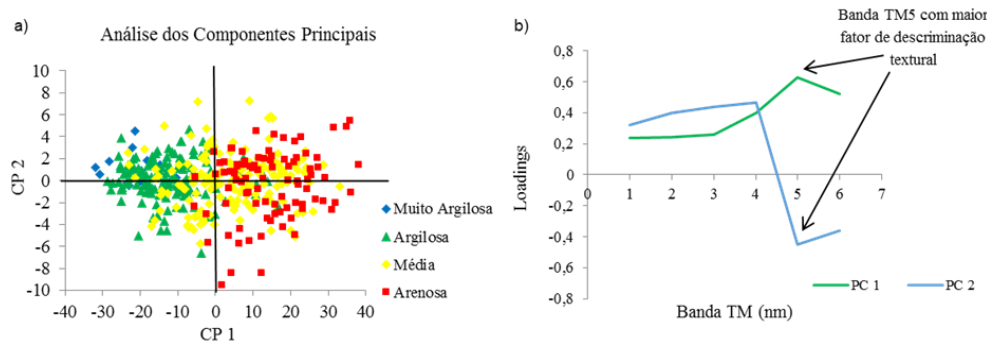


Figura 3. a) Gráfico de *scores* da CP 1 versus a CP2; b) Loading para cada banda do sensor TM da CP 1 e CP 2.

No gráfico de *scores* dos componentes 1 e 2 é possível observar a distribuição dos dados de acordo com a CP1 e CP2 (Figura 3a). 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 3a). Na CP2 há maior variação dos *scores* para solos com textura média e arenosa (Figura 3a). A assinatura espectral dos solos com textura argilosa e arenosa apresenta maior diferença na região da banda TM5 (Figura 3b).

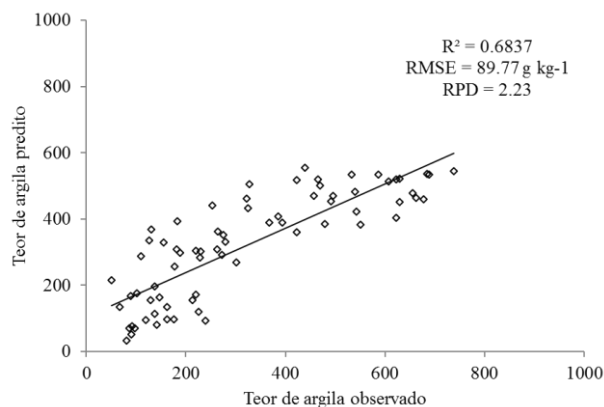


Figura 4. Comparação dos atributos observados e preditos calculados pelo PLSR para o teor de argila.

Os resultados de validação cruzada (Figura 4) são estimativas da modelagem (PLSR) dos atributos do solo que apresentaram melhor desempenho 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 e Terra, 2014).

O coeficiente de determinação (R^2) de 0,68 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. Enquanto, Santra et al. (2015) obteve R^2 de 0,58 e RMSE de 3%, por meio de dados do satélite Landsat 8 OLI.

Dunn et al. (2002) propõem que modelos com RPD maiores que 2,0 são excelentes. Desse modo, o modelo de argila, com RPD de 2,23, pode ser considerado estável e ótimo na acurácia das predições (Figura 4).

3.3 Relação entre geologia, carta pedológica, mapa de solo exposto e mapa de textura superficial do solo,

Os solos da região são variados resultando das diversas propriedades físicas, químicas e mineralógicas (Figura 5b e Figura 5c). Dentre as propriedades, a textura dos solos se relaciona bem com o material de origem (Figura 5a) e com os dados espectrais da imagem de satélite, refletindo na cor da imagem de solo exposto (Figura 5d).

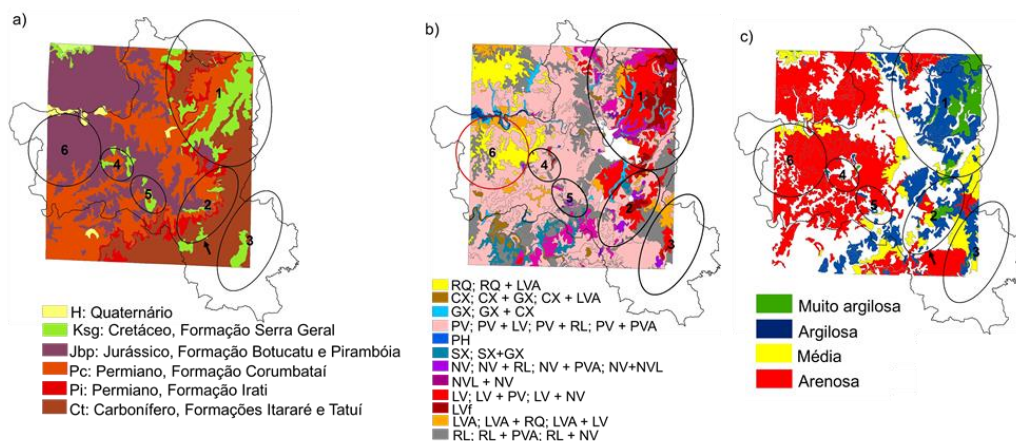
A imagem de solo exposto foi capaz de detectar pequenos detalhes texturais, também observado no mapa de textura (Figura 5c). Por exemplo, as subáreas 4 e 5 da imagem de solo exposto (Figura 5d) dentro das quais predomina textura arenosa, tem pequenas manchas de solos argilosos que se confirma no mapa pedológico com área de formação Serra Geral (Figura 5a). Na subárea 2, uma pequena mancha de basalto, se desenvolve num Nitossolo (Figura 5b) que por sua vez é detectado como textura argilosa pelo mapa de solo exposto e pelo mapa de textura superficial do solo proveniente do modelo de regressão gerado (Figura 6b e figura 6e).

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 5b), são arenosos e médios na superfície e médio a argiloso em subsuperfície. 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.

Os teores de argila estão relacionados a fatores intrínsecos, ou seja, aos fatores de formação como o material de origem. Dessa forma, definir classes texturais é vantajoso, pois não variam com os fatores antrópicos e podem auxiliar a definir solos homogêneos.

Folha geológica e carta pedológica obtidas por mapeamento tradicional



Mapas obtidos por imagem de satélite

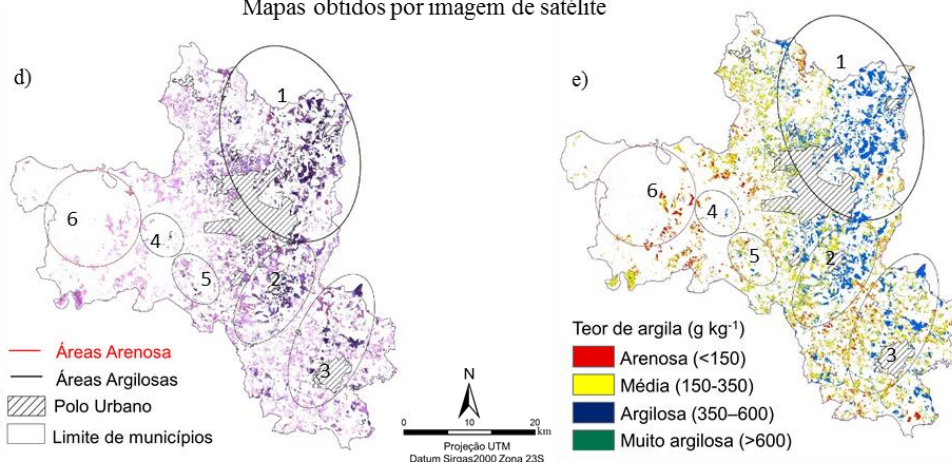


Figura 5. a) Folha geológica de Piracicaba (Mezzalira, 1966). b) Carta de solos semi-detalhada IAC (SF-23-Y-A-IV) de Piracicaba (Oliveira e Prado, 1989). c) Classe textural da camada superficial do solo baseado na carta pedológica semi-detalhada IAC. d) Mapa de solo exposto e e) Mapa de argila via modelo regressão multivariada.

4. Conclusões

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.

O método apresentou bom desempenho na quantificação da textura superficial do solo. A predição do teor de argila apresentou-se ser eficiente, atingindo R^2 de 0,68 com baixo erro e valor expressivo de RPD maior que 2.

Os dados espectrais das bandas TM do satélite *Landsat* foram eficientes para obtenção de solo exposto e modelagem da textura superficial do solo.

Agradecimentos

A FAPESP pelo apoio a essa pesquisa inserida no projeto temático: processo n. 2014-22262-0.

Referências Bibliográficas

- Baret, F.; Jaquemond, S.; Hanocq, J. F., The soil line concept in remote sensing. **Remote Sensing Reviews**, New York, v.7, p.65-82. 1993.
- 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).
- 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.
- 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. Characterization and discrimination of soils by their reflected electromagnetic energy. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 37, p.1445-1458, 2002.
- 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.
- Epiphanyo, J. C. N.; Formaggio, A. R.; Valeriano, M. M.; Oliveira, J. B. **Comportamento espectral de solos do Estado de São Paulo**. INPE: São José dos Campos, SP, 1992. 132 p.
- 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.
- McBratney, A.B.; Mendonça-Santos, M.L.; Minasny, B. On digital soil mapping. **Geoderma**, Amsterdam. v.117, p. 3-52, 2003.
- Mendonça-Santos, M. De L.; Vargas, R.; Comerma, J.; Krasilnikov, P.; Angelini, M.; Muniz, O.; Schad, P.; Gardi, C.; Castro, A.; Jones, A.; Gaistardo, C. C.; Rojas, A. E.; Montanarella, L.; Barcelo, S. **Atlas de solos de América Latina e do Caribe**. Luxemburgo: Serviço das Publicações da União Europeia, 2015.
- Mendonça-Santos, M. De L.; Santos, H. G. The State of the Art of Brazilian Soil Mapping and Prospects for Digital Soil Mapping. In: LAGACHERIE, P.; MCBRATNEY, A. B.; VOLTZ, B. T. (Org.). **Digital Soil Mapping An Introductory Perspective**. [S.l.]: Elsevier, 2006. v. 31. p. 39–601.
- 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**, v. 162, n. 1–2, p. 1–19, 15 abr. 2011.
- 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.
- 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.
- 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.
- 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.
- 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.
- 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.
- 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.