

## **Quantificação de atributos físico-químicos do solo através de dados espectrais (Vis-NIR-SWIR) obtidos em laboratório e por imagem aérea hiperespectral**

Marston Hércules Domingues Franceschini<sup>1</sup>

José Alexandre Melo Demattê<sup>1</sup>

Fabício da Silva Terra<sup>1</sup>

Suzana Romeiro Araújo<sup>1</sup>

Carlos Roberto de Souza Filho<sup>2</sup>

Luiz Eduardo Vicente<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz” – ESALQ/USP

Caixa Postal 96 – 13416-000 – Piracicaba – SP, Brasil

marston.franceschini@usp.br

<sup>2</sup>Instituto de Geociências – IG/UNICAMP

13983-970 – Campinas – SP, Brasil

<sup>3</sup>Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária – EMBRAPA/CNPM

13070-115 - Campinas - SP, Brasil

**Abstract.** The fertility assessment is essential to assure appropriate soil management and to perform a competitive and sustainable agricultural production. The soil sampling and analysis are the traditional instruments to determine physical, chemical and mineralogical soil attributes. However, to get information enough to mapping the soil variability it's necessary high amounts of laboratorial analysis, which bring high costs, it's time demanding and produces potentially polluting waste. The correlation of the soil attributes and the electromagnetic energy reflected by the soil can be an option to depict the soil attributes in a rapid and not destructive way. In the last years several authors have obtained promising results in the prediction of soil physical-chemical variability through the soil spectral behavior in the visible, proximal infrared and short wave infrared (Vis-NIR-SWIR, 350-2500nm) coupled with mathematical methods like Partial Least Squares Regression (PLSR). In this sense it was evaluated the use of different spectral information sources on the quantification of soil attributes. For that, the sensor FieldSpec Pro (ASD Inc., USA) at the laboratory level and images obtained by the hyperespectral airborne sensor ProSpecTIR V-S (SpecTIR LLC, USA) were employed, both devices collecting data on the Vis-NIR-SWIR. Better results were obtained with the laboratory sensor, but some satisfactory predictions were obtained with the airborne data proven the potential of this information source in the assessment of soil properties.

**Palavras-chave:** Sensoriamento Remoto hiperespectral, sensoriamento próximo, Vis-NIR-SWIR, comportamento espectral do solo.

### **1. Introdução**

O levantamento da fertilidade e o manejo adequado do solo são base para obter-se uma produção agrícola competitiva e sustentável, sendo que a coleta e a análise de amostras são o instrumento principal de diagnose da fertilidade (Camargo et al., 2009). As análises de solo são tradicionalmente realizadas em laboratório e visam à determinação da constituição química, física e mineralógica das amostras. Os métodos empregados para este fim são analíticos e levaram bastante tempo para atingir os graus de confiabilidade que possuem. No Brasil citam-se, dentre outras, as metodologias adotadas por Embrapa (1997) e Camargo et al. (2009).

Paralelamente ao desenvolvimento das técnicas de análise de solo os métodos de amostragem no campo também sofreram mudanças. Historicamente a coleta e análise de solo

estiveram focadas na definição dos valores médios de nutrientes para as áreas cultivadas (Franzen e Peck, 1993). A média foi adotada como a forma de representar as condições de fertilidade para um dado local, o que gerou os padrões de manejo como a aplicação de fertilizantes a taxa fixa. Esta estratégia era aceitável quando muitos dos solos cultivados apresentavam baixos teores de nutrientes disponíveis para a planta, e os fertilizantes possuíam preços mais baixos (Wollenhaupt et al., 1997). Os aumentos crescentes dos custos de produção e dos níveis de nutrição observados em amostras de solo fizeram crescer a preocupação sobre o correto manejo do solo e da sua fertilidade, com relação também à conservação do ambiente.

A variabilidade espacial do solo foi reconhecida por cientistas e produtores rurais há bastante tempo, assim como a necessidade da caracterização do solo para o manejo mais adequado do mesmo, visando aproveitar da melhor forma o potencial produtivo e conservar as áreas cultivadas (Lisley e Bauer, 1929).

Assim, a ideia de manejo do solo de forma localizada foi se desenvolvendo impulsionada pelos crescentes avanços tecnológicos como os sistemas de posicionamento geográfico que permitiram a localização de amostras de solo no campo e assim o mapeamento da fertilidade de forma mais detalhada. Entretanto, a identificação da variabilidade do solo baseada somente na coleta e análise em laboratório se torna onerosa à medida que aumenta a quantidade de informação exigida, como ocorre atualmente quando adotadas técnicas de Agricultura de Precisão ou no levantamento detalhado do solo para fins de manejo.

O uso de novas tecnologias como o sensoriamento próximo e remoto é apontada por diversos autores como forma de auxiliar no levantamento da variabilidade do solo, diminuindo custos, tempo e o impacto ambiental desta etapa da produção agrícola (Demattêe et al., 2000). O comportamento espectral do solo apresenta elevado potencial na caracterização do solo, pela relação entre a energia eletromagnética refletida e a composição e características do solo (Bowers e Hanks, 1960; Stoner e Baumgardner, 1981; Goetz, 1992). São observadas principalmente a influência dos teores de argila e de areia, de matéria orgânica, de óxidos de ferro, de carbonatos, e da composição mineralógica das argilas presentes no comportamento espectral do solo (Summers et al., 2011).

Estas relações podem ser constadas em diversos níveis de aquisição de dados, seja em laboratório e campo ou através de sensoriamento remoto hiperespectral aéreo e orbital, como demonstrado Gomez et al. (2008), para matéria orgânica, através de imagens hiperespectrais orbitais e dados coletados em campo.

Além disto, o avanço em modelos matemáticos (Minasny e McBratney, 2008; Pierna e Dardenne, 2008) e em programas computacionais (Viscarra-Rossel, 2008) têm cooperado com o desenvolvimento e aumento da precisão de técnicas de quantificação de atributos através de dados espectrais. Ultimamente, inúmeros trabalhos vêm demonstrando a eficácia dos métodos de quantificação pelo espectro, reafirmando que os mesmos podem ser aplicados na prática (Chang et al, 2001; Viscarra-Rossel et al., 2006; Viscarra-Rossel et al., 2008).

Dado o potencial do uso de dados espectrais como fontes de informação sobre a variabilidade espacial do solo, objetiva-se com este trabalho avaliar o uso de sensores hiperespectrais aerotransportados na caracterização do solo, em comparação a dados obtidos em laboratório, visando à quantificação de atributos do solo através de análise multivariada.

## **2. Metodologia de Trabalho**

### **2.1. Descrição da área de estudo**

O trabalho foi realizado em uma área localizada entre as cidades de Paulínia-SP e Campinas-SP, Brasil, (coordenadas geográficas 22°48'13" latitude sul e 47°06'44" longitude oeste de Greenwich) caracterizada por relevo relativamente plano e contendo solos bastante intemperizados (Latossolos) com teores baixos (cerca de 60 g/kg de Fe<sub>2</sub>O<sub>3</sub>) a altos (cerca de

184 g/kg Fe<sub>2</sub>O<sub>3</sub>) em óxidos de ferro, sendo perceptível na área a influência de material de origem rico em ferro de maneira não uniforme na maior parte da área.

## 2.2. Obtenção de dados espectrais nível aéreo

As informações espectrais do local de estudo foram obtidas por avião utilizando o sensor hiperespectral *ProSpecTIR V-S* (*SpecTIR LLC, Sparks, Nevada, EUA*), com resolução espacial de 1 metro. Foram medidos dados em comprimentos de onda do visível, infravermelho próximo e do infravermelho de ondas curtas (Vis-NIR-SWIR, 400 a 2450nm), sendo a imagem composta por 357 bandas e a resolução espectral desta de aproximadamente 4,6nm (de 400 a 970nm) e de 5,3nm (de 970 a 2500nm). As imagens foram corrigidas para atenuação do efeito atmosférico no espectro, pelo provedor das imagens, e desta forma o produto final foi fornecido na forma de imagens retificadas e convertidas para reflectância. Após a correção foram removidas também as bandas de comprimento de onda nas quais ocorre absorção da energia eletromagnética pelo vapor d'água presente na atmosfera (1300nm a 1500nm e de 1800nm a cerca de 1950nm), restando 282 bandas por cena. Foram utilizadas duas cenas para fornecer a cobertura necessária da área estudada, sendo estas unidas em um mosaico utilizando-se o software ENVI 4.5, a fim de facilitar o processamento das imagens.

## 2.3. Coleta e análise de amostras de solo

Locais com solo exposto foram localizados na área de estudo durante incursão ao campo, de forma empírica, para amostragem de solo logo depois da passagem do sensor sobre a área. Foram coletadas 89 amostras de solo, de 0-20cm de profundidade, sendo os pontos de coleta georreferenciados. Após a coleta as amostras foram secas em estufa a 45°C por 24 horas, moídas, peneiradas com malha de 2mm, e em seguida encaminhadas para análise em laboratório. Foi realizada análise de granulometria utilizando o método do densímetro (Camargo et al., 2009) e as análises químicas incluíram a determinação do pH em água, os teores de cálcio, magnésio, potássio, alumínio, hidrogênio mais alumínio (acidez potencial) e matéria orgânica do solo de acordo com Raij et al. (2001). Sendo calculados a partir dos resultados das análises químicas os valores de soma de bases (S), capacidade de troca catiônica (CTC), saturação por bases (V%) e saturação por alumínio (m%).

## 2.4. Obtenção de dados espectrais em laboratório

Leituras espectrais das amostras secas e peneiradas foram feitas em laboratório, utilizando o espectrorradiômetro *FieldSpec Pro* (*Analytical Spectral Devices Inc., Boulder, Colorado, EUA*), na faixa de 350 a 2500nm, de acordo com metodologia descrita por Bellinaso (2009).

## 2.5. Identificação de pixels com predomínio de solo exposto através de modelos de desmistura dos índices CAI e NDVI

Para identificação de pixels com predomínio de solo exposto na imagem foi empregada metodologia descrita Guerschman et al. (2009), onde o mosaico composto pelas imagens foi submetido ao procedimento *Minimum Noise Fraction* (MNF) para os comprimentos de ondas de 705nm a 1100nm e de 2033nm a 2346nm mantendo cerca de 20 bandas deste processamento para que em seguida fosse calculado o *Pixel Purity Index* (PPI). Realizada esta etapa foram calculados os índices CAI (*Cellulose Absorption Index*) e NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) para as imagens. Em seguida foram identificados os pixels localizados nos vértices do triângulo descrito pelo valor dos índices num gráfico de dispersão, os pixels identificados no espaço como puros pelo PPI e localizados próximos aos vértices do triângulo CAI/NDVI foram examinados na imagem e selecionados como *endmembers* utilizados em um modelo de desmistura descrito nas equações abaixo:

$$V_H = (f_{PV} \times V_{PV}) + (f_{NPV} \times V_{NPV}) + (f_{BS} \times V_{BS}) \quad (1)$$

$$C_H = (f_{PV} \times C_{PV}) + (f_{NPV} \times C_{NPV}) + (f_{BS} \times C_{BS}) \quad (2)$$

$$f_{PV} + f_{NPV} + f_{BS} = 1 \quad (3)$$

Onde  $V_H$  e  $C_H$  são os valores de NDVI e CAI em um determinado pixel,  $f_{PV}$ ,  $f_{NPV}$  e  $f_{BS}$  são as frações da vegetação fotossinteticamente ativa, da vegetação não fotossinteticamente ativa e de solo exposto, respectivamente. Foi assumido que os pixels da imagem eram compostos pela mistura destes *endmembers* sendo separadas manualmente áreas construídas, rodovias e corpos d'água que não interessavam ao estudo. Os pixels com solo exposto mais próximos dos pontos coletados foram extraídos da imagem para obtenção de modelos de predição de atributos do solo, sendo usados preferencialmente pixels com mais de 70% de solo exposto (porcentagem relativa aos *endmembers* coletado na imagem).

## 2.6. Quantificação de atributos do solo com através de dados espectrais de laboratório e de nível aéreo

Os modelos de quantificação para cada atributo do solo a partir dos dados espectrais foram obtidos através do método de regressão por mínimos quadrados parciais - *Partial Least Square Regression* (PLSR), em ambiente computacional R (Wold et al. 1982; R Development Core Team, 2008). A validação cruzada *leave-one-out* foi usada na determinação do número ótimo de fatores usados no modelo de quantificação.

A escolha dos melhores modelos para cada atributo baseou-se nos seguintes parâmetros da validação cruzada, de acordo com ViscarraRosset al. (2008): coeficiente de determinação ( $R^2$ ) (Equação 5), raiz do erro médio quadrático (*Root Mean Square Error* - RMSE) (Equação 6), e desvio percentual relativo (*Relative Percent Deviation* - RPD).

$$R^2 = 1 - \left( \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \right) \quad (4)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (5)$$

Onde,  $\hat{y}_i$  indica os valores estimados pelo modelo,  $y_i$  representa os valores observados,  $\bar{y}$  é a média dos valores observados e  $N$  é o número de observações da variável a modelar.

Das amostras 2/3 foram utilizadas na calibração de modelos de predição e o restante das amostras foi empregada na validação destes modelos. Os modelos obtidos foram assim aplicados nas amostras de validação para estimar os atributos do solo nestas amostras através de seu comportamento espectral. Os dados estimados foram comparados com os resultados obtidos nas análises químicas e os parâmetros citados anteriormente foram empregados para avaliar o desempenho de cada modelo sobre os dados de validação.

### 3. Resultados e Discussão

Com relação às características físicas dos solos no local estudado foi identificada certa variação, ocorrendo solos de textura média (cerca de 330 g/kg de argila) a solos de textura muito argilosa (cerca de 618 g/kg de argila), sendo esta variação bem detectada tanto pelos dados espectrais obtidos em laboratório quanto pelos dados obtidos pelo sensor aerotransportado (Tabela 1). Isto provavelmente deve-se ao fato da influência direta do teor de argila e areia no comportamento espectral do solo, ocorrendo menor reflexão da energia eletromagnética incidente ao longo de todo o espectro (Vis-NIR-SWIR) para solos com maior teor de argila (Demattê et al. 2000).

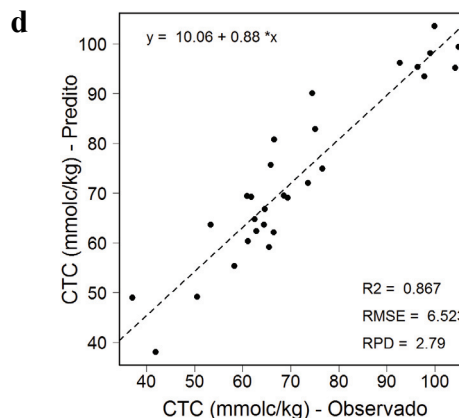
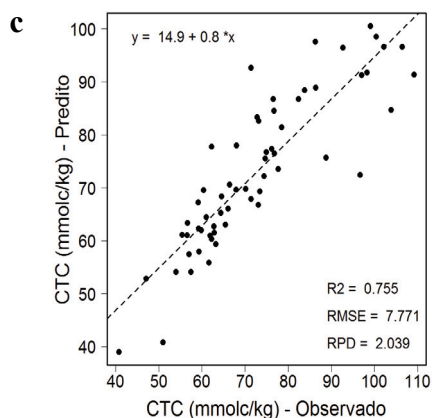
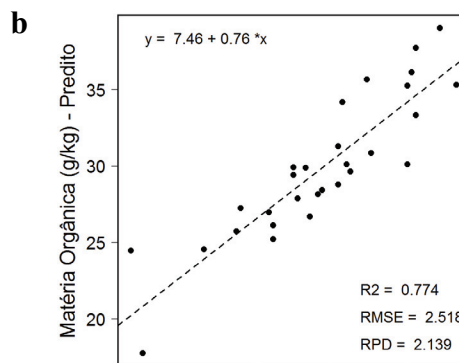
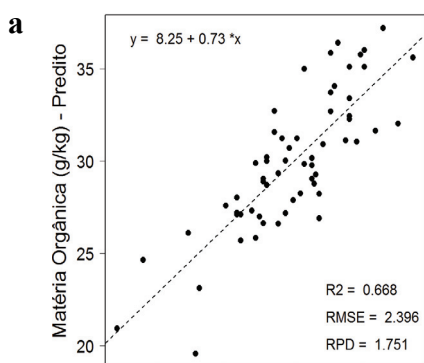
Já com relação aos atributos químicos foi possível um melhor desempenho para os dados obtidos em laboratório com destaque para o conteúdo de matéria orgânica e CTC, que apresentaram valores de erro baixo (RMSE) e RPD em torno 2, podendo-se classificar o modelo obtido para matéria orgânica em laboratório e o para CTC em laboratório e nível aéreo como quantitativos, ou seja, capazes de fazer previsões com grau de acurácia satisfatório. A matéria orgânica e a CTC são atributos que também apresentam influência direta no comportamento espectral do solo. A matéria orgânica atua reduzindo a intensidade da reflectância principalmente nos comprimentos de onda do visível e do infravermelho próximo, e a CTC sendo intimamente ligada à composição mineralógica e a componentes que influem no complexo sortivo do solo e que possuem, ao mesmo tempo, feições de absorção características nos comprimentos de onda do Vis-NIR-SWIR (como óxidos de ferro, por exemplo). As previsões feitas durante a calibração e a validação dos modelos de matéria orgânica, CTC, teor de argila e teor de areia são apresentados nas Figuras 1 e 2, demonstrando a boa qualidade das previsões obtidas.

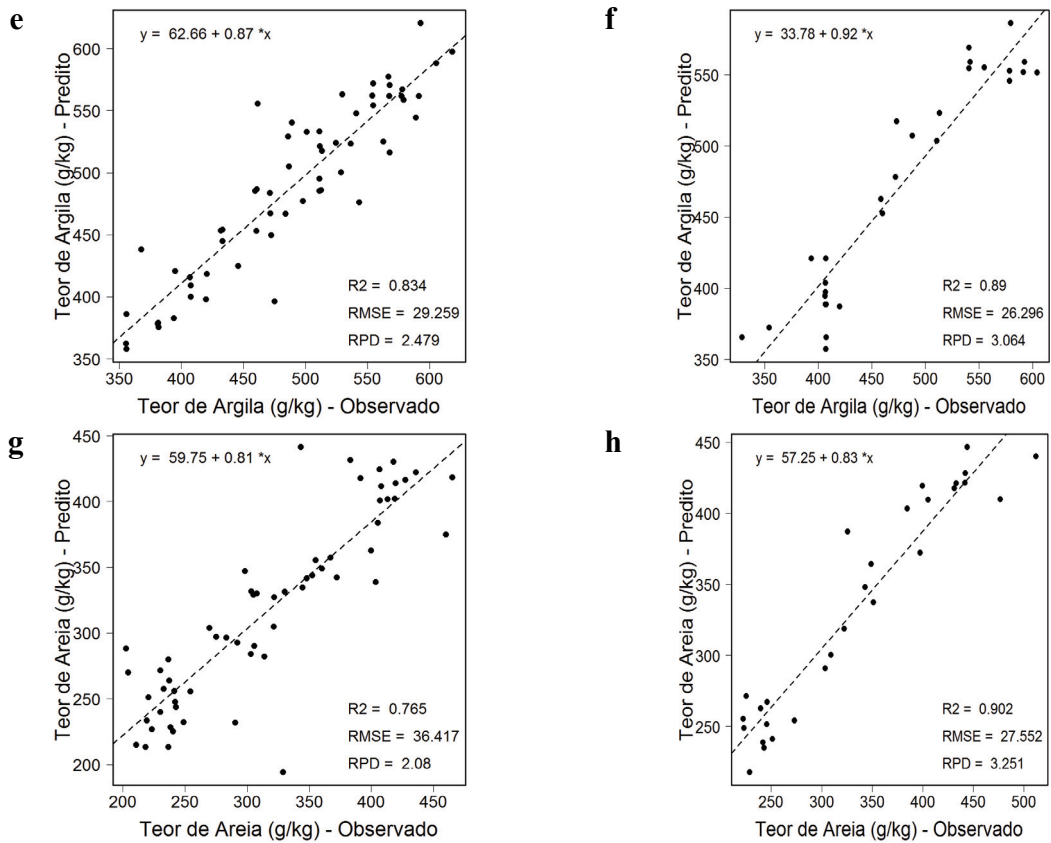
Os demais atributos apresentaram relações mais fracas com o comportamento espectral do solo, mesmo assim demonstram que as informações espectrais possuem considerável potencial como ferramenta auxiliar na descrição da variabilidade do solo, como no caso do cálcio, magnésio, potássio, acidez potencial e V%, onde os modelos obtidos tanto em laboratório quanto com dados aéreos apresentaram valores intermediários de  $R^2$ , RMSE e RPD e poderiam ser utilizados na avaliação da variabilidade da área.

Tabela 1. Resultado dos modelos de quantificação obtidos com dados espectrais de laboratório e nível aéreo.

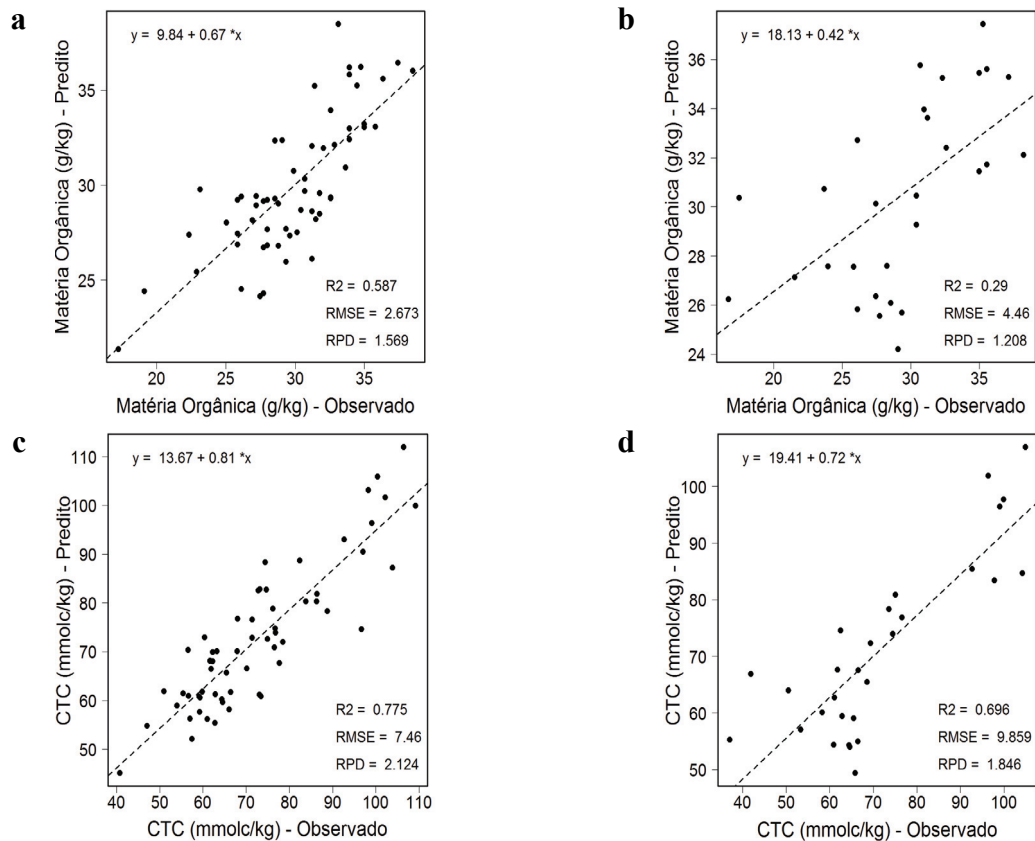
Atributo	Laboratório							Aertransportado						
	F*	Calibração			Validação			F*	Calibração			Validação		
		R <sup>2</sup>	RMSE	RPD	R <sup>2</sup>	RMSE	RPD		R <sup>2</sup>	RMSE	RPD	R <sup>2</sup>	RMSE	RPD
pH em água	7	0.53	0.3	1.5	0.66	0.2	1.8	5	0.37	0.3	1.3	0.11	0.3	1.1
Matéria Orgânica	5	0.67	2.4	1.8	0.77	2.5	2.1	11	0.59	2.7	1.6	0.29	4.5	1.2
Fósforo	13	0.70	46.1	1.8	0.84	36.4	2.5	4	0.83	34.6	2.5	0.76	44.3	2.1
Potássio	9	0.54	1.1	1.5	0.35	1.6	1.3	10	0.51	1.1	1.4	0.52	1.4	1.5
Cálcio	8	0.64	5.9	1.7	0.77	4.9	2.1	8	0.42	7.5	1.3	0.49	7.2	1.4
Magnésio	7	0.53	2.0	1.5	0.48	1.9	1.4	8	0.40	2.3	1.3	0.44	1.9	1.4
Alumínio	7	0.60	1.4	1.6	0.57	1.2	1.6	9	0.55	1.5	1.5	-	2.0	0.9
Ácidez Potencial	7	0.60	7.7	1.6	0.70	6.2	1.9	5	0.67	7.0	1.8	0.47	8.3	1.4
Soma de Bases	8	0.66	7.6	1.7	0.77	6.2	2.1	8	0.45	9.7	1.4	0.51	9.0	1.5
CTC	5	0.76	7.8	2.0	0.87	6.5	2.8	11	0.77	7.5	2.1	0.70	9.9	1.8
V%	7	0.58	8.8	1.6	0.62	7.6	1.7	6	0.42	10.4	1.3	0.27	10.7	1.2
m%	7	0.55	10.0	1.5	0.58	8.1	1.6	6	0.51	10.4	1.4	-	13.1	1.0
Argila	6	0.83	29.3	2.5	0.89	26.3	3.1	8	0.63	43.6	1.7	0.67	45.6	1.8
Areia	6	0.77	36.4	2.1	0.90	27.6	3.3	9	0.73	39.4	1.9	0.69	49.4	1.8
Silte	12	0.20	26.0	1.1	0.23	21.7	1.2	4	-	29.7	1.0	-	25.8	1.0

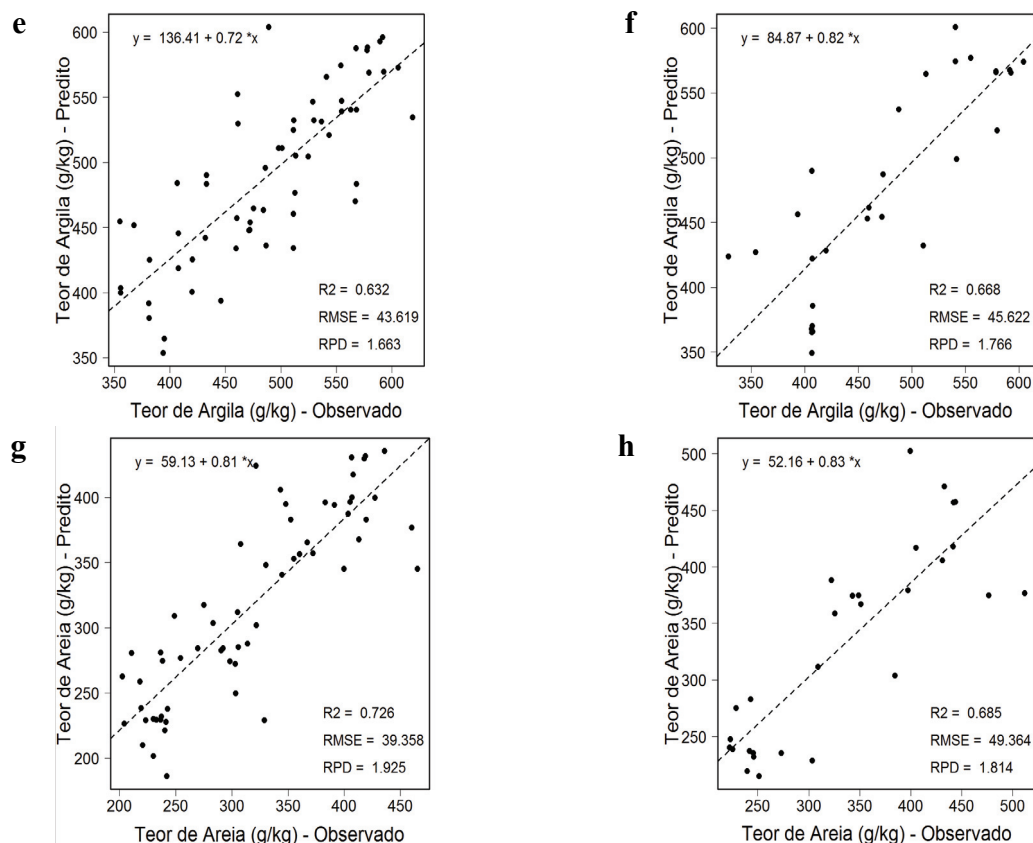
F\* - número de fatores utilizado no modelo





**Figura 1.** Resultados da calibração - validação cruzada - (a,c,e,g) e da validação com dados independentes (b,d,f,h) para os modelos obtidos com dados de laboratório para quantificação de matéria orgânica (a,b), CTC(c,d), teor de argila (e,f) e teor de areia(g,h).





**Figura 2.** Resultados da calibração - validação cruzada - (a,c,e,g) e da validação com dados independentes (b,d,f,h) para os modelos obtidos utilizando dados de sensor aerotransportado para quantificação de matéria orgânica (a,b), CTC (c,d), teor de argila (e,f) e teor de areia (g,h).

#### 4. Conclusões

Os métodos empregados no trabalho demonstraram grande potencial para auxiliar a descrição da variabilidade do solo, podendo facilitar o mapeamento da fertilidade e a caracterização do solo em escala adequada à produção agrícola. Os modelos obtidos principalmente para matéria orgânica, CTC e teores de argila e areia mostraram-se altamente eficazes na quantificação dos mesmos e exemplificam a aplicação prática destas técnicas.

#### 5. Agradecimentos

Agradecemos a empresa FotoTerra, Atividades de Aerolevantamentos Ltda., responsável pela obtenção das imagens e a FAPESP pela bolsa concedida (ref. proj. 2010/04232-8).

#### Referências Bibliográficas

- Belinasso, H. 2009. Biblioteca espectral de solos de regiões agrícolas. Tese Mestrado, Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Piracicaba, SP.
- Bowers, S.A.; Hanks, R.J. 1965. Reflection of radiant energy from soils. *Soil Science*, Baltimore, v. 100, n. 2, p. 130-138.
- Camargo, O. A.; Moniz, A. C.; Jorge, J. A. Valadares, J. M. 2009. Métodos de análise química, mineralógica e física de solos do IAC. Campinas, Instituto Agrônomo de Campinas, 77p. (IAC, Boletim Técnico, 106, Edição revisada e atualizada).
- Chang, C.W.; Laird, D.A.; Mausbach, M.J.; Hurburgh, J.C.R. 2001. Near-infrared reflectance spectroscopy principal components regression analysis of soil properties. *Soil Science Society of America Journal*, v. 65, p. 480-490.
- Demattê, J.A.M., Huete, A.; Ferreira JR. L.G., Alves, M.C., Nanni, M.R., Cerri, C.E. 2000. Evaluation of tropical soils thorough ground and orbital sensors. *Proceedings 2. International Conference Geospatial information in Agriculture and Forestry, Florida*, v. 2., pp. 35-42.



- EMBRAPA. Centro Nacional de Pesquisa de Solos (Rio de Janeiro – RJ). 1997. Manual de métodos de análise de solo. 2ed. rev. atual. 212p.
- Franzen, D. W.; Peck, T. R. 1995. Field soil sampling density for variable rate fertilization. *Journal of Production Agriculture*, 8:4. p. 568-574.
- Goetz, A.F.H. 1992. Principles of narrow band spectrometry in the visible and IR: Instruments and data analysis. In: F. Toselli and J. Bodechtel (ed.). *Imaging Spectroscopy: Fundamentals and Prospective Applications*. Brussels. p. 21-31.
- Gomez, C.; Viscarra-Rossel, R. A.; McBratney, A. B. 2008. Soil organic carbon prediction by hyperspectral remote sensing and field Vis-NIR spectroscopy: An Australian case study. *Geoderma*, 146: 3-4. p. 403-411.
- Guerschman, J. P.; Hill, M. J.; Renzullo, L. J.; Barrett, D. J.; Marks, A. L.; Botha, E. J. 2009. Estimating fractional cover of photosynthetic vegetation, non-photosynthetic vegetation and bare soil in the Australian tropical savanna region upscaling the EO-1 Hyperion and MODIS sensors. *Remote Sensing of the Environment*. 113. p. 928-944.
- Lisley, C. M.; Bauer, F. M. 1929. Test your soil for acidity. Un. of Illinois, Agricultural Experimentation Station.
- Minasny, B.; McBratney, A. B. 2008. Regression rules as a tool for predicting soil properties from infrared reflectance spectroscopy. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 94. p. 72-79.
- Pierna, J. A. F.; Dardenne, P. 2008. Soil parameter quantification by NIRS as a Chemometric challenge at 'Chimiométrie 2006'. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 91. p. 94-98.
- R Development Core Team (2008). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0, URL <http://www.R-project.org>.
- Raij, B. van.; Andrade, J. C.; Cantarela, H.; Quaggio, J. A. *Análise química para avaliação de solos tropicais*. Campinas: IAC, 2001. 285p.
- Stoner, E. R.; Baumgardner, M. F. 1981. Characteristic variations in reflectance of surface soils. *Soil Sci. Soc. Am. J.* v.45, p.1161-1165.
- Summers, D.; Lewis, M.; Ostendorfa, B.; Chittleborough, D. 2011. Visible near-infrared reflectance spectroscopy as a predictive indicator of soil properties. *Ecological Indicators*, 11:1. p. 123-131.
- Viscarra-Rossel, R. A. 2008. ParLes: Software for chemometric analysis of spectroscopic data. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 90. p. 72-83.
- Viscarra-Rossel, R. A.; Walworth, D. J. J.; McBratney, A. B.; Janik, L. J.; Skjesmstad, J. O. 2006. Visible near infrared or combined diffuse reflectance spectroscopy for simultaneous assessment of various soil properties. *Geoderma*, 131 (1-2), p.59-75.