

Modelos espectrais terrestres e orbitais na determinação de teores de atributos dos solos: potencial e custos

José Geraldo Sousa Junior ⁽¹⁾; José A. M. Demattê ⁽²⁾; Suzana Romeiro Araújo ^(1*)

⁽¹⁾ Escola Superior de Agricultura 'Luiz de Queiroz' (ESALQ/USP), Programa de Pós-Graduação, Caixa Postal 9, 13418-900 Piracicaba (SP).

⁽²⁾ ESALQ/USP, Departamento de Ciência do Solo, 13418-900 Piracicaba (SP).

^(*) Autora correspondente: sraraujo@esalq.usp.br

Recebido: 24/mai./2010; Aceito: 1.º/nov./2010

Resumo

O uso de técnicas de sensoriamento remoto nos estudos de solo é relativamente recente e pode abrir novos campos nesta área. Objetivou-se com este trabalho estimar atributos químicos e físicos de solos da região de Ibaté e São Carlos (SP), por meio de equações de regressão linear e múltipla, geradas a partir de informações eletromagnéticas captadas por sensores instalados em laboratório e satélite. Foi realizada uma análise da viabilidade econômica da utilização de sensores na quantificação de elementos do solo em comparação ao método convencional de análises de solo. Para tanto, foram georreferenciadas e realizadas análises espectrais em laboratório (sensor FieldSpec, 400-2500 nm) e por sensor orbital (ASTER) de 319 amostras de terra. Assim, elaboraram-se modelos de predição para atributos de amostras de terra desconhecidas, nos dois níveis de aquisição. Foi possível quantificar o teor de argila ($R^2 = 0,69$) e areia ($R^2 = 0,53$) do solo, utilizando-se a energia eletromagnética refletida e mensurada por sensor terrestre. Através do sensor orbital obtiveram-se coeficientes de determinação de 0,45 e 0,41 para areia grossa e areia total respectivamente. Verificaram-se que a análise de atributos do solo por sensores pode ser um método menos oneroso, mais rápido e não poluente, como apoio ao método tradicional de análise de terra.

Palavras-chave: sensores; quantificação de atributos; agricultura de precisão.

Terrestrial and orbital spectral models for the determination of soil attributes: potential and costs

Abstract

The use of remote sensing techniques in soils studies is relatively new. Further research in this area should be made. The objective of this work was to estimate chemical and granulometric attributes of soil from Ibaté and São Carlos counties, State of São Paulo, through multiple and linear regression equations generated with reflected electromagnetic information collect by sensors installed in laboratory and satellite. An analysis of the economic viability of the sensor uses for quantifying soil attributes were carried out in comparison with the conventional method of soil analysis. It was collected and georeferenced 319 soil samples. The soil samples were evaluated by laboratory sensor (FielSpec) and orbital image (ASTER). Spectral prediction models were elaborated for both acquisition levels. The models were used to determine the attributes on unknown samples. It was possible to quantify some soil attributes, such as clay ($R^2 = 0.69$) and sand ($R^2 = 0.53$) content using the reflected electromagnetic energy measures by terrestrial sensor. The orbital sensor showed good results to predict coarse sand ($R^2 = 0.45$) e total sand ($R^2 = 0.41$). It was verified that the attribute analysis by sensors can be cheaper and faster to assist the traditional method of soil analysis.

Key words: sensors; properties' quantification; precision agriculture.

1. INTRODUÇÃO

Existe uma demanda cada vez maior por informações quantitativas para fins de levantamento e mapeamento de solos, monitoramento ambiental, entre outros (SCULL et al., 2003). Em relação a solos, o principal método para geração destas informações é a sua análise química convencional realizada em laboratório. Embora sejam análises confiáveis, este método é caro e demorado para as necessidades atuais. Além disso, a maioria dos métodos utilizados faz uso de grandes quantidades de reagentes, além de gerar resíduos químicos que podem ter um destino e/ou tratamento inadequado, contaminando solos e lençóis freáticos. Desta forma, são necessários métodos eficientes que ofereçam menor risco ambiental na quantificação de atributos do solo (SHEPHERD e WALSH, 2002).

Técnicas de sensoriamento remoto (SR) que se baseiam na aquisição de informações de um objeto sem haver contato direto com ele por meio de sensores instalados em laboratório, campo ou órbita, tem sido estudadas. Sensores são dispositivos capazes de detectar e registrar a radiação eletromagnética em determinada faixa do espectro eletromagnético e gerar informações que possam ser transformadas em um produto passível de interpretação. Portanto, trata-se de uma técnica rápida, não destrutiva das amostras e livre de qualquer reagente químico (BROWN et al., 2006).

O grande salto de desenvolvimento e credibilidade no uso de tais técnicas na estimativa de atributos de solo ocorreu após o ano 2000. Desde então, inúmeros trabalhos de espectroscopia, envolvendo as regiões do visível, infravermelho próximo e infravermelho médio, associados a métodos quimiométricos, têm demonstrado a eficácia desta ferramenta (DUNN et al., 2002; LEE et al., 2003; MOUAZEN et al., 2007; KWEON et al., 2008). Alguns dos métodos estatísticos utilizados para relacionar o espectro do solo com seus atributos são: regressões múltipla (DE-MATTÊ e NANNI, 2004) e linear, como STEPWISE (ROBBINS e DANEMAN, 1999); componentes principais (CHANG et al., 2001); regressão pelos mínimos quadrados parciais (STENBERG et al., 2010); regressão multivariada *splines* (SHEPHERD e WALSH, 2002) e redes neurais (DANIEL et al., 2003). A maioria das pesquisas desenvolvidas até o momento envolve um número limitado de amostras ou é proveniente de regiões com classes similares de solos. Entretanto, para que a resposta espectral do solo seja utilizada como método analítico de análise para fins comerciais é necessário primeiramente, que vários tipos de solos em diferentes regiões sejam avaliados. Além disso, estas informações obtidas em laboratório são base para aquelas estudadas em nível de satélites.

Nesse contexto, objetivou-se com este trabalho estimar atributos químicos e granulométricos de solos da região de Ibaté e São Carlos (SP), por meio de equações de regressões lineares e múltiplas geradas a partir de infor-

mações eletromagnéticas refletidas e captadas por sensores instalados em laboratório e satélite, comparando-as com as análises químicas tradicionais. Espera-se estimar os atributos do solo a partir de sua reflectância, uma vez que cada solo contém atributos diferenciadores quando interagem com a energia incidente, em determinado comprimento de onda, permitindo através de modelos matemáticos e programas computacionais (VISCARRA ROSSEL, 2008) sua quantificação, a partir de dados espectrais.

2. MATERIAL E MÉTODOS

A área estudada localiza-se no Estado de São Paulo, nos municípios de Ibaté e São Carlos. É delimitada pelas coordenadas geográficas 21°46' 55" S / 48° 09' 42" W e 22° 10' 08" S / 47° 48' 33" W, com aproximadamente 9.000 ha cultivados com cana-de-açúcar em altitudes variando de 500 a 950 m do nível médio do mar. O clima da região é do tipo Cwa (Köppen), com precipitação pluvial e temperatura média anual de 1500 mm e 23 °C respectivamente. A litologia é representada principalmente pelas formações Serra Geral, Botucatu e Pirambóia (Grupo São Bento) e Cobertura da Serra de Santana e Similares (Grupo Taubaté) (BISTRICHI et al., 1981).

Foram amostrados 319 pontos com trado, em duas profundidades, 0-20, 40-60 cm, designadas camadas A e B, respectivamente, pelo método da transecção (toposequências), com o objetivo de identificar os limites dos solos (EMBRAPA, 1995). As amostras de solos foram analisadas determinando-se: pH (CaCl₂, H₂O e KCl), carbono orgânico, fósforo, potássio, magnésio, cálcio, alumínio e hidrogênio mais alumínio (RAIJ et al., 2001) e, teores de areia (grossa e fina), silte e argila (CAMARGO et al., 1987). A cor úmida do solo também foi obtida através do colorímetro Minolta CR 300 para cor de Munsell (CAMPOS et al., 2003). Para a obtenção dos dados espectrais das amostras superficiais e subsuperficiais utilizaram-se o sensor terrestre FieldSpec e, o sensor orbital ASTER apenas para amostras de superfície.

No nível orbital, foi utilizada uma cena do sensor ASTER (satélite TERRA), de 05/09/2003, bandas 1 a 8, sendo (em nm): B1: 520-600, B2: 630-690, B3: 760-860, B4: 1.600-1.700, B5: 2.145-2.185, B6: 2.185-2.225, B7: 2.235-2.285 e B8: 2.295-2.365. Para correção atmosférica da imagem e a conversão dos níveis de cinza para reflectância, foi utilizado o programa Atmospheric Correction Now - ACORN (AIG, 2001). Para adequar o posicionamento da imagem com a verdade de campo, foi feita a correção geométrica de acordo com CRÓSTA (1992), através do programa Environment for Visualizing Images - ENVI (RSI, 2004). O sistema de projeção e o Datum utilizados para localização e georreferenciamento foram UTM e SAD-1969 respectivamente. Dos dados espectrais orbitais da camada superficial do solo foram extraídos os

valores de reflectância de cada pixel ao longo da topossequência pré-estabelecida, sobre os mesmos pontos de amostragem realizados no campo. No total, foram usados 267 pixels da imagem Aster, com resolução espacial de 15 m, para correlacionar com os atributos dos solos.

Os dados espectrais de laboratório foram obtidos através do sensor hiperespectral FieldSpec Spectroradiometer, com resolução espectral de 1 nm de 350 a 1100 nm e, 2 nm de 1100 a 2500 nm. Para as leituras espectrais, as amostras foram preparadas segundo HENDERSON et al. (1992). Cada amostra corresponde a aproximadamente 15 cm³ de solo que foram alocados em placa de petri para determinação da reflectância. Como padrão de referência, utilizou-se uma placa branca que corresponde a 100% de reflectância. A leitura espectral foi realizada nas amostras de terra retiradas dos mesmos pontos localizados no campo e avaliados pelo sensor orbital. Os dados obtidos em laboratório permitem maior resolução espectral, podendo ser estabelecido maior número de bandas, o que torna difícil sua avaliação por completo. Nesse caso, para facilitar as análises, utilizaram-se faixas espectrais e alturas (H) sugeridas por NANNI e DEMATTÊ (2006).

Foi realizada análise de correlação (r) entre os atributos do solo e os dados espectrais de cada banda do sensor ASTER. A partir dos dados radiométricos obtidos pelo FieldSpec, também foram simuladas bandas para os mesmos comprimentos de onda das bandas do ASTER. Utilizando-se o sistema de regressão linear múltipla, STEPWISE (ROBBINS e DANEMAN, 1999), através do programa *Statistical Analysis System* (SAS, 2003), foram correlacionados 19 atributos do solo: areia grossa, areia fina, areia total, silte, argila, pH em H₂O, pH em KCl, pH em CaCl₂, matéria orgânica, fósforo, cálcio, magnésio, hidrogênio mais alumínio, alumínio, soma de bases, CTC, saturação por bases e por alumínio, com as leituras espectrais das oito bandas do sensor ASTER.

Conforme a reflectância em cada uma das bandas do sensor ASTER, foram gerados modelos para estimar os teores dos atributos do solo. Para tanto, foram utilizadas 36 amostras de reflectância de pixels, escolhidas aleatoriamente, sendo representativas de toda a área de estudo. Para sua validação, utilizaram-se 72 amostras. A quantidade de pontos utilizada baseou-se em testes preliminares, onde foram elaborados modelos com 35%, 50% e 75% dos pontos, não obtendo grandes diferenças na qualidade dos modelos, optando-se, portanto, pela utilização do menor valor.

Já para a geração de modelos de quantificação de atributos através do sensor terrestre, foram utilizadas 21 bandas e 12 alturas determinadas a partir de leituras das amostras das camadas A (0-20 cm) e B (40-60 cm) do solo, obtidas com o FieldSpec. Portanto, as leituras espectrais foram obtidas a partir de amostras de terra coletadas no campo, em duas profundidades, 0-20 e 40-60 cm. Estes pontos de amostragem foram situados nos mesmos

locais em que foram coletadas as informações espectrais pelo sensor orbital, através da leitura de pixels. Neste caso, foram utilizadas 72 amostras de solo para gerar os modelos e outras 144 para sua validação.

A validação dos modelos foi realizada a partir das equações de predição geradas pelos dois sensores. Estas equações foram aplicadas em amostras de terra com teores desconhecidos de atributos. Posteriormente, compararam-se por regressão linear simples, os valores preditos pela espectroradiometria e determinados pela análise convencional de laboratório das amostras desconhecidas. Além disso, realizou-se uma análise econômica básica, comparando os equipamentos, vidrarias e produtos químicos utilizados nos métodos convencionais de análises de solo e aqueles usados na espectroscopia. Neste caso, não foram considerados a depreciação de equipamentos e gastos com mão de obra. Não há relatos na literatura de trabalhos relacionados no Brasil, em que foram feitas tais comparações.

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Correlações entre os atributos do solo e reflectância obtidas por sensores terrestre (FieldSpec) e orbital (ASTER)

As análises de correlação podem indicar como cada atributo do solo influencia na reflectância da curva espectral, mostrando quais bandas são mais significativas na predição do atributo em questão. Os resultados da correlação entre os atributos do solo estudados e sua reflectância para cada banda (simuladas do sensor ASTER) obtida pelo sensor FieldSpec (Tabela 1), denotam que as características granulométricas do solo propiciam melhores coeficientes de correlação (r). A argila proporcionou os maiores coeficientes de correlação negativa significativos com a reflectância do solo (r= -0.71; -0.69; -0.68 e -0.64) enquanto a areia total resultou nos maiores coeficientes positivos (r= 0.67; 0.66 e 0.65), indicando que estes atributos possuem maiores influências nos comprimentos de onda referentes às bandas 4, 5, 6 e 7 (bandas oriundas da região do infravermelho médio), conforme tabela 1. Resultados semelhantes foram observados por AL-ABBAS et al. (1972), em que solos argilosos, com granulometria mais fina, refletiram menos que solos arenosos, gerando coeficientes negativos de correlação. De maneira geral, solos de textura arenosa tendem a ter maior reflectância, devido à sua constituição mineralógica (rica em quartzo) (RESENDE et al., 2005) e ao fato de ser, geralmente, baixos os teores de matéria orgânica (MO), óxidos de ferro e menores os teores de água (MENESES e MADEIRA NETTO, 2001). As areias fina e grossa resultaram em coeficientes de correlação similares entre as bandas, havendo aumento nas bandas 4, 5, 6 e 7 (Tabela 1). Quando analisada, separadamente, cada uma das frações da areia, observou-

se que a areia grossa resultou em maiores coeficientes em quase todas as bandas, exceto nas bandas 2 e 3.

Os resultados das correlações apresentadas confirmam que a MO também possui uma grande influência no comportamento espectral dos solos, resultando em correlação negativa significativa em todas as bandas avaliadas (coeficiente médio, -0,45). FORMAGGIO et al. (1996) também observaram o aumento na resposta espectral dos solos com o decréscimo dos teores de matéria orgânica.

Os elementos cálcio e magnésio, a soma de bases (SB) e a CTC tiveram índices de correlação significativos, ao nível de 1% de probabilidade, na faixa de 0,40 com a reflectância dos solos (Tabela 1). Os resultados indicam correlação negativa para estes atributos, isto é, quanto maiores os teores destes atributos no solo menor será sua energia refletida, opondo-se aos resultados obtidos por DEMATTÊ et al. (2003). Estes autores verificaram o aumento na reflectância dos solos onde foram realizadas calagens, promovendo aumento nos teores de cálcio no solo.

Já os resultados da correlação entre os atributos do solo estudados e sua reflectância para cada banda do sensor ASTER, denotam que, além da argila e areia total, outras características granulométricas do solo (areia grossa, fina e silte) também tiveram coeficientes de correlação (r) elevados (Tabela 2). Para a argila foram obtidos os maiores coeficientes de correlação negativa com a reflectância do solo ($r = -0,68$; $-0,66$; $-0,64$ e $-0,62$) e, para a areia total os maiores coeficientes positivos significativos ($r = 0,70$; $0,69$ $0,68$ e $0,69$), assim como observados no sen-

sor FieldSpec. Estes atributos também influenciaram mais nos comprimentos de onda referentes às bandas B4, B5, B6, B7 e B8 (região do infravermelho médio), conforme tabela 2. Quando analisada separadamente cada uma das frações da areia, observou-se na areia grossa coeficientes de correlações maiores do que na areia fina em todas as faixas do espectro estudado. Estes valores foram superiores aos analisados por BARNES e BAKER (2000), que testando vários sensores orbitais (Landsat TM, SPOT e AVIRIS), obtiveram as melhores correlações significativas, tanto positivas quanto negativas, para as bandas do TM. Por exemplo, para a argila, constataram as seguintes correlações negativas: $-0,56$; $-0,52$; $-0,49$ e $-0,42$ e as bandas 7, 5, 4 e 3, respectivamente. Já as melhores correlações positivas verificadas por estes autores para a areia foram, respectivamente, $0,57$; $0,52$; $0,49$ e $0,46$ e bandas 7, 5, 4 e 3. Segundo eles, esse processo ocorre porque as áreas mais arenosas tendem a ter menor conteúdo de MO, resultando em maiores valores de reflectância.

Da mesma forma que para o sensor terrestre, na MO também houve altos índices de correlação negativa, como $-0,63$; $-0,61$ e $-0,60$ para as bandas B8, B7 e B6, respectivamente, devido a grande influência deste atributo no comportamento espectral dos solos (AL ABBAS et al., 1972).

Em todos os elementos testados houve tendência de maior coeficiente de correlação com as bandas de maior comprimento de onda do espectro eletromagnético, principalmente para areia, silte e argila, tanto para o FieldSpec como para o ASTER. Estes dados corroboram com os

Tabela 1. Correlação de Pearson entre os atributos e a reflectância média do solo, bandas ASTER simuladas a partir dos dados obtidos em nível terrestre (FieldSpec)

Atributos	Bandas ASTER Simuladas (nm)						
	B1 (520-620)	B2 (630-690)	B3 (760-860)	B4 (1.600-1.700)	B5 (2.145-2.185)	B6 (2.185-2.225)	B7 (2.235-2.285)
Areia grossa	0,53**	0,33**	0,40**	0,51**	0,54**	0,54**	0,55**
Areia fina	0,38**	0,44**	0,48**	0,47**	0,49**	0,49**	0,50**
Areia total	0,60**	0,46**	0,54**	0,62**	0,65**	0,66**	0,69**
Silte	-0,51**	-0,38**	-0,41**	-0,46**	-0,47**	-0,47**	-0,47**
Argila	-0,56**	-0,44**	-0,54**	-0,64**	-0,68**	-0,69**	-0,71**
pH H ₂ O	-0,10 ^{ns}	-0,12 ^{ns}	-0,11 ^{ns}	-0,07 ^{ns}	-0,06 ^{ns}	-0,06 ^{ns}	0,06 ^{ns}
pH KCl	-0,21*	-0,23*	-0,21*	-0,15 ^{ns}	-0,14 ^{ns}	-0,13 ^{ns}	-0,12 ^{ns}
pH CaCl ₂	-0,10 ^{ns}	-0,12 ^{ns}	-0,11 ^{ns}	-0,07 ^{ns}	-0,06 ^{ns}	-0,06 ^{ns}	-0,06 ^{ns}
MO ⁽¹⁾	-0,44**	-0,34**	-0,40**	-0,46**	-0,48**	-0,50**	-0,52**
Fósforo	0,13 ^{ns}	0,22*	0,23*	0,23*	0,25**	0,25**	0,23*
Potássio	0,05 ^{ns}	-0,02 ^{ns}	-0,07 ^{ns}	-0,13 ^{ns}	-0,15 ^{ns}	-0,17 ^{ns}	-0,20*
Cálcio	-0,41**	-0,33**	-0,35**	-0,37**	-0,38**	-0,38**	0,39**
Magnésio	-0,43**	-0,34**	-0,39**	-0,43**	-0,45**	-0,46**	-0,46**
H+Al ⁽²⁾	-0,22*	-0,15 ^{ns}	-0,22*	-0,39**	-0,36**	-0,37**	-0,40**
Alumínio	0,01 ^{ns}	0,01 ^{ns}	-0,01 ^{ns}	-0,05 ^{ns}	-0,06 ^{ns}	-0,07 ^{ns}	-0,07 ^{ns}
SB ⁽³⁾	-0,41**	-0,33**	-0,37**	-0,40**	-0,41**	-0,41**	-0,43**
CTC ⁽⁴⁾	-0,42**	-0,33**	-0,39**	-0,47**	-0,50**	-0,51**	-0,53**
V% ⁽⁵⁾	-0,23*	-0,23*	-0,22*	-0,19*	-0,19*	-0,18 ^{ns}	-0,18 ^{ns}
m% ⁽⁶⁾	0,03 ^{ns}	0,04 ^{ns}	0,04 ^{ns}	0,04 ^{ns}	0,04 ^{ns}	0,04 ^{ns}	0,05 ^{ns}

** , * , ns: significativo ao nível de 1%, 5% e não significativo respectivamente. (1) Matéria Orgânica; (2) Hidrogênio + Alumínio; (3) Soma de Bases; (4) Capacidade de Troca Catiônica; (5) Saturação por Bases; (6) Saturação por Alumínio.

obtidos por BARNES e BAKER (2000), que analisando diversos sensores (Lansat TM, SPOT, AVIRIS) constataram valores de (r) altamente significativos entre as bandas dos sensores e os atributos granulométricos do solo (areia, silte e argila); ademais, notaram que (r) tende a aumentar em magnitude com o aumento do comprimento de onda (exceto para a banda do termal) para todos os sensores. Estes fatos podem ser explicados pelo aumento do número de constituintes do solo que interferem significativamente na sua reflectância conforme se aumenta o comprimento de onda.

O pH do solo (em H₂O, KCl e CaCl₂), a saturação por alumínio e por bases e os elementos P, K e Al, tiveram correlações muito baixas ou não significativas ao nível de 5% de probabilidade (Tabelas 1 e 2). Estes resultados discordam dos obtidos por LÓPEZ-GRANADOS et al. (2005), que para correlação entre pH e a reflectância do solo houve coeficientes significativos de 0,30 na região do azul e 0,25 nas regiões do verde e do vermelho; e para K, coeficientes negativos e significativos, ao nível de 5% de probabilidade, de 0,40, 0,28 e 0,22 nas regiões do azul, verde e vermelho respectivamente. Porém, estes mesmos autores, não observaram coeficientes significativos para o P na região do visível, concordando com os resultados do presente trabalho, o que pode ser explicado pelo fato destes atributos, assim como outras propriedades do solo, como a necessidade de calagem, serem dependentes da combinação e interação com outras propriedades. Portanto, os resultados para estes atributos são normalmente moderados e altamente variáveis (STENBERG et al., 2010). De acordo com VISCARRA ROSSEL et al. (2006), minerais

de argila e matéria orgânica são constituintes fundamentais dos solos e possuem feições de absorção características nas regiões do visível e infravermelho do espectro eletromagnético e, portanto, melhores correlações com a reflectância e chances de sucesso de seus modelos de quantificação.

Quantificação de atributos do solo por modelos espectrais obtidos através do FieldSpec

Foram realizadas análises de correlação entre os Valores Determinados (VD) e os Valores Estimados (VE) para os atributos testados, eliminando-se “outliers” através da análise de componentes principais e distância euclidiana dos pontos (ISLAM, 2003). Neste trabalho, foram apresentados na figura 1 apenas os resultados dos atributos que tiveram melhores coeficientes de determinação. SAEYS et al. (2005) estabeleceram que valores de R² entre 0,50 e 0,65 indicam a possibilidade de discriminação das altas e baixas concentrações no modelo, enquanto valores de R² de aproximadamente 0,66 a 0,86 e acima de 0,86 indicam modelos quantitativos de predição de atributos químicos do solo bons e excelentes respectivamente.

Os maiores coeficientes de determinação (R²) significativos foram obtidos para areia total (Figura 1b) e argila (Figura 1c). Estes valores são maiores que os constatados por BEN-DOR e BANIN (1995) e COLEMAN et al. (1991), com, respectivamente, 0,56 e 0,60 para argila. Porém, são

Tabela 2. Correlação de Pearson entre os atributos e a reflectância média do solo, bandas ASTER

Atributos	Bandas ASTER (nm)							
	B1 (520-600)	B2 (630-690)	B3 (760-860)	B4 (1.600-1700)	B5 (2.145-2.185)	B6 (2.185-2.225)	B7 (2.235-2.285)	B8 (2.295-2.365)
Areia Grossa	0,59**	0,54**	0,60**	0,59**	0,61**	0,61**	0,62**	0,62**
Areia Fina	0,27**	0,32**	0,36**	0,34**	0,42**	0,39**	0,43**	0,44**
Areia Total	0,59**	0,58**	0,64**	0,63**	0,68**	0,67**	0,69**	0,70**
Silte	-0,52**	-0,52**	-0,54**	-0,54**	-0,57**	-0,57**	-0,56**	-0,56**
Argila	-0,54**	-0,52**	-0,61**	-0,58**	-0,64**	-0,62**	-0,66**	-0,68**
pH H ₂ O	-0,22 ^{ns}	-0,03 ^{ns}	-0,05 ^{ns}	-0,13 ^{ns}	-0,13*	-0,19*	-0,20*	-0,17 ^{ns}
pH KCl	-0,12 ^{ns}	-0,08 ^{ns}	-0,14 ^{ns}	-0,20*	-0,22*	-0,23*	-0,21*	-0,19*
pH CaCl ₂	-0,02 ^{ns}	-0,03 ^{ns}	-0,05 ^{ns}	-0,13 ^{ns}	-0,19*	-0,20*	-0,20*	-0,17 ^{ns}
MO ⁽¹⁾	-0,53**	-0,56**	-0,59**	-0,56**	-0,60**	-0,61**	-0,61**	-0,63**
Fósforo	0,02 ^{ns}	0,01 ^{ns}	-0,05 ^{ns}	-0,03 ^{ns}	-0,03 ^{ns}	-0,03 ^{ns}	-0,04 ^{ns}	-0,03 ^{ns}
Potássio	-0,08 ^{ns}	-0,19*	-0,21*	-0,13 ^{ns}	-0,19*	-0,18 ^{ns}	-0,22*	-0,02*
Cálcio	-0,44**	-0,47**	-0,50**	-0,50**	-0,55**	-0,55**	-0,55**	-0,54**
Magnésio	-0,40**	-0,43**	-0,43**	-0,47**	-0,56**	-0,57**	-0,57**	-0,58**
H+Al ⁽²⁾	-0,26**	-0,29**	-0,34**	-0,26**	-0,30**	-0,30**	-0,33**	-0,36**
Alumínio	0,07 ^{ns}	0,05 ^{ns}	0,06 ^{ns}	0,11 ^{ns}	0,13 ^{ns}	0,14 ^{ns}	0,09 ^{ns}	0,07 ^{ns}
SB ⁽³⁾	-0,44**	-0,47**	-0,49**	-0,50**	-0,57**	-0,57**	-0,57**	-0,57**
CTC ⁽⁴⁾	-0,46**	-0,51**	-0,55**	-0,52**	-0,58**	-0,59**	-0,60**	-0,62**
V% ⁽⁵⁾	-0,20*	-0,21*	-0,24*	-0,29**	-0,33**	-0,34**	-0,32**	-0,31**
m% ⁽⁶⁾	0,08 ^{ns}	0,08 ^{ns}	0,12 ^{ns}	0,14 ^{ns}	0,18 ^{ns}	0,19 ^{ns}	0,16 ^{ns}	0,15 ^{ns}

** , * , ns: significativo ao nível de 1%, 5% e não significativo respectivamente. (1) Matéria Orgânica; (2) Hidrogênio + Alumínio; (3) Soma de Bases; (4) Capacidade de Troca Catiônica; (5) Saturação por Bases; (6) Saturação por Alumínio.

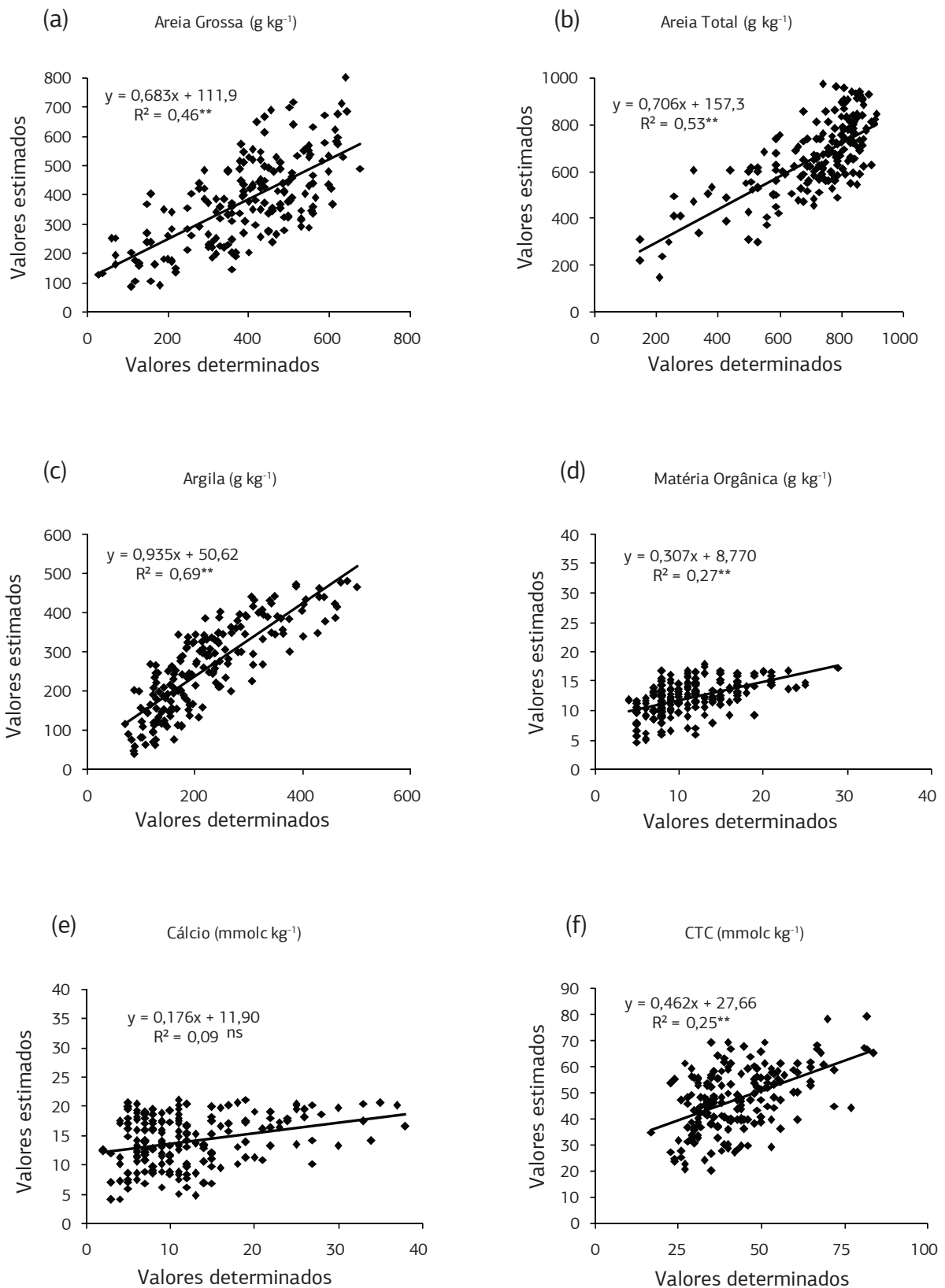


Figura 1. Comparação entre os valores dos atributos do solo determinados pelas análises químicas e estimados pelas equações geradas a partir dos dados de reflectância do sensor FieldSpec. **, *, ns: significativo ao nível de 1%, 5% e não significativo respectivamente.

valores menores que os verificados por NANNI e DEMATTÊ (2006), com R^2 de 0,79 para areia e 0,91 para argila. Esses valores podem ser explicados, no caso do trabalho de COLEMAN et al. (1991), pelo fato de os dados terem sido coletados diretamente no campo, onde há mais interferência. Para areia grossa os resultados foram considerados pouco satisfatórios com um coeficiente de determinação de 0,46 (Figura 1a).

A predição de elementos químicos, tais como, Ca (Figura 1e), Mg, P, K, Al e pH do solo, obtiveram coeficientes de baixa expressão, não significativos. DEMATTÊ e GARCIA (1999) obtiveram valores menores que 0,4 para Ca e K, enquanto DUNN et al. (2002) obtiveram um R^2 de 0,72 para K em solos da região do sul da Austrália. Outros pesquisadores também verificaram um R^2 superior a 0,60 para este mesmo elemento (MALLEY et al., 1999; CONFALONIERI et al., 2001). As diferenças observadas entre os resultados constantes deste trabalho e os demais citados na literatura podem estar relacionadas aos equipamentos utilizados com resoluções diferentes e a seleção das melhores bandas para a elaboração dos modelos, como observado por HUETE e ESCADAFAL (1991).

NANNI e DEMATTÊ (2006) obtiveram valores expressivos para a quantificação de MO, R^2 de 0,79, bem superior ao obtido no presente trabalho que, embora significativo, possui R^2 de 0,27 (Figura 1d). DEMATTÊ e GARCIA (1999) também obtiveram baixa correlação para MO (0,45). Devido à importância deste atributo na fertilidade e qualidade do solo, mais atenção deve ser dispensada na busca por melhores estimativas. Para CTC verificou-se um valor significativo de 0,25 (Figura 1f), diferente daqueles obtidos por CHANG et al. (2001) com valores de R^2 em torno de 0,81 para este atributo. A CTC é um atributo determinado pela soma das bases trocáveis, H e Al. Diferentemente dos resultados deste trabalho, muitos autores vêm obtendo correlações razoáveis deste atributo com a energia refletida (NANNI e DEMATTÊ, 2006). Portanto, a energia que incide sobre esses elementos que compõem a CTC, além dos macro e microporos do solo e sua textura, reflete a capacidade de retenção de cátions.

Quantificação de atributos do solo por modelos espectrais obtidos através do ASTER

Dentre os atributos avaliados, verificaram-se maiores valores significativos de R^2 para a areia grossa (0,45) e areia total (0,41) (Figura 2a,b). Para argila, o valor R^2 foi de 0,34 apenas (Figura 2c). COLEMAN et al., (1993) também tentaram estimar teores de areia e argila pelas imagens de satélite, obtendo valores de R^2 de 0,14 e 0,40 respectivamente. Para CTC verificou-se um valor de 0,09 (Figura 2f), bem abaixo daqueles obtidos por NANNI e DEMATTÊ (2006) em que o R^2 para CTC foi de 0,85. Estes autores,

no entanto, utilizaram imagens Landsat. De acordo com SAEYS et al. (2005) os valores obtidos no presente trabalho não permitem nem ao menos a discriminação das altas e baixas concentrações no modelo de CTC.

Os resultados obtidos pelo sensor ASTER foram menos consistentes que os com sensor em laboratório, concordando com resultados de COLEMAN et al. (1993). Apenas na matéria orgânica houve melhor coeficiente de correlação quando comparado ao resultado do sensor de laboratório, 0,35 do sensor ASTER (Figura 2d) contra 0,27 do sensor FieldSpec (Figura 1d). Mesmo os atributos químicos que obtiveram um coeficiente de determinação superior para o modelo gerado (Tabelas 3 e 4), resultaram em coeficientes de correlação inferiores aos do sensor de laboratório na predição dos seus atributos, como foi o caso do cálcio e da CTC (Figuras 1 e 2).

É importante reafirmar que os resultados indicam avanços e que novas pesquisas para os elementos considerados de difícil determinação (P, K e Al) devem ser realizadas, como também salienta BEN-DOR (2002). A combinação de dados de sensores remotos e terrestres e dados de campo pode proporcionar o mapeamento dos atributos do solo de maneira mais precisa, econômica e com redução do impacto ambiental. As imagens de satélite, juntamente com os dados espectrais de sensores terrestres têm sido promissores em prover um meio para amostragem direta e uma relação específica e usual para o mapeamento de MO, granulometria e fertilidade. No entanto, o uso isolado de dados de SR propicia limitações no desenvolvimento de um modelo robusto de avaliação quantitativa das propriedades do solo que não necessite de calibrações locais (BARNES et al., 2003).

Análise de custo de análises de terra por métodos convencionais e espectrorradiométricos

Observou-se que o número e custo de equipamentos necessários para realização de análises de solo pelo método tradicional são maiores que aqueles utilizados no método proposto neste trabalho. Para a realização das análises químicas de rotina são gastos em média 4,14 dólares de reagentes por amostra de terra, enquanto pelo método proposto este custo é nulo (Tabela 5). Além disso, o valor total aproximado dos equipamentos necessários para este fim é de 151.888,15 dólares no método tradicional e 76.192,10 dólares no método espectrorradiométrico (não destrutivo e livre de qualquer reagente químico). Estes cálculos foram feitos sem levar em consideração a depreciação dos equipamentos por amostra. Calcula-se que em um laboratório onde são analisadas aproximadamente 46.500 amostras de terra por ano (3.875/mês), o valor gasto com reagentes é de 192.510 dólares ao ano, com geração de elevadas quantidades de resíduos.

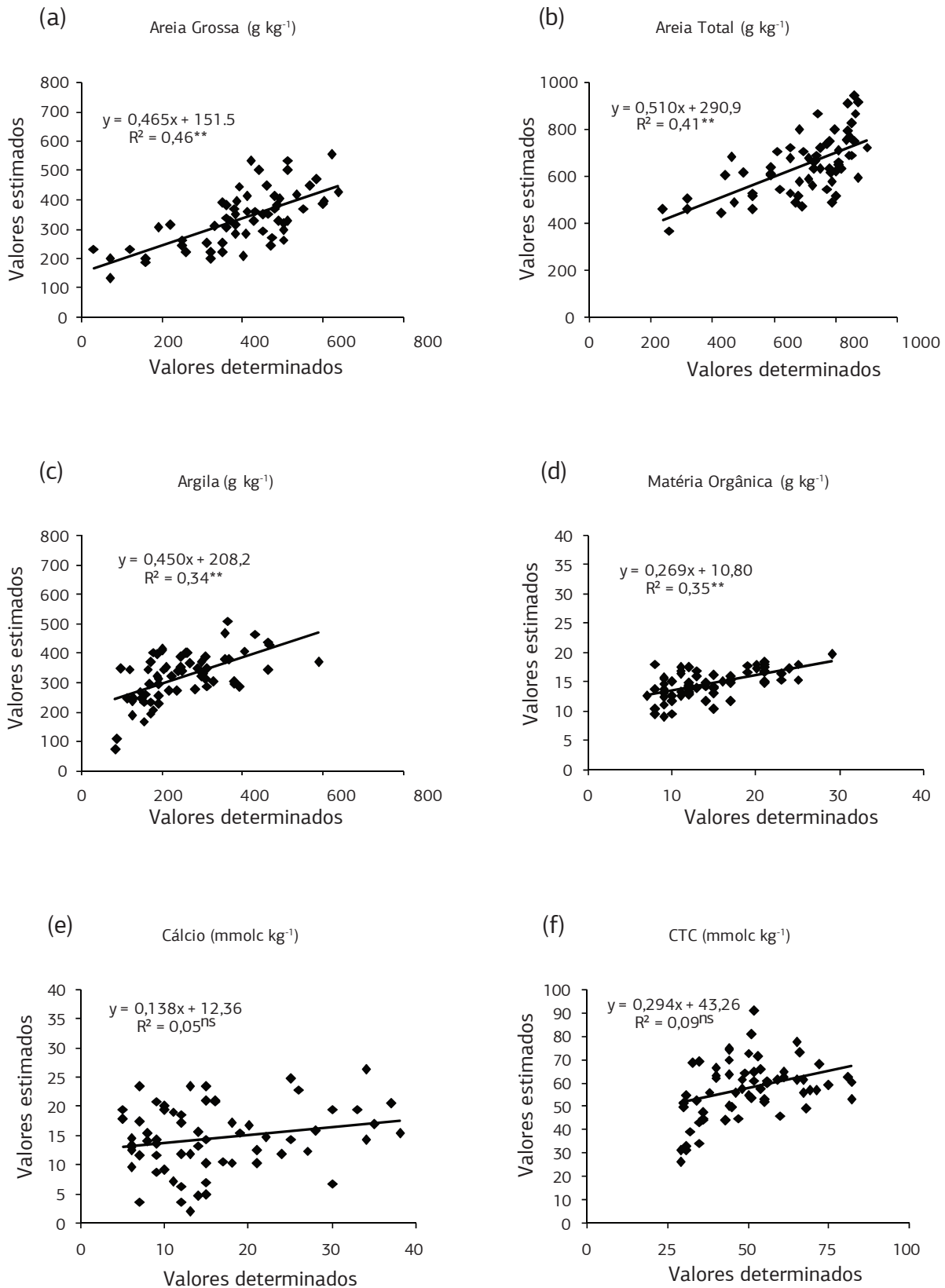


Figura 2. Comparação entre os valores dos atributos do solo determinados pelas análises químicas e estimados pelas equações geradas a partir dos dados de reflectância do sensor ASTER. **, *, ns: significativo ao nível de 1%, 5% e não significativo respectivamente.

Tabela 3. Equações de regressão linear e múltipla elaboradas a partir da reflectância do solo obtidas em nível terrestre (FieldSpec)

Atributos	Equações múltiplas ⁽¹⁾	R ²
Areia Grossa	148,89660 + 9663,43003H1 - 5964,45751H3 - 3297,20061H4 - 10249H5 + 10954H7 + 12278H11 + 11801H12	0,76**
Areia Fina	139,65324 + 6213,22900B19 - 4985,99936B20 - 2798,46154H3 - 3222,56449H11 - 9822,74059H12	0,47**
Areia Total	606,78709 + 132822B3 - 158209B5 + 33812B6 - 21841B7 + 9500,84258B14 + 123250H2 + 18941H5 + 5957,66475H8	0,84**
Silte	119,94640 + 113470B1 - 113899B2 + 2439,41241B7 + 8620,45330H8 - 8578,23725H9 - 6609,88239H10	0,57**
Argila	478,79135 - 2412,21332B3 + 2942,03154B9 - 2875,85961B20 + 4295,73270H3 - 5010,04119H7	0,70**
pH em H ₂ O	5,60054 - 6,16206H10 - 27,86081H12	0,13ns
pH em KCl	5,20385 - 4,34959B6	0,21*
pH em CaCl ₂	5,00054 - 6,16206H10 - 27,86081H12	0,13*
MO ⁽²⁾	20,95535 + 112,96196H4 - 224,28560H5 - 229,89331H9 - 176,95050H11	0,38**
Fósforo	-21,76370 + 382,71252B4 - 668,74876H3 - 2283,35189H5 + 800,23929H8	0,28**
Potássio	1,03411 - 26,79305H3	0,07ns
Cálcio	22,87457 - 265,83980H10	0,20*
Magnésio	10,87970 - 114,60232B2 - 117,91016H3 + 143,00957H4 - 333,36605H7 - 103,05023H11	0,41**
H+Al ⁽³⁾	40,22898 + 297,03678H4 + 418,10275H5 - 540,10579H9 - 590,89611H11	0,32**
Alumínio	0,92434 + 21,55252H10 + 115,16935H12	0,11ns
SB ⁽⁴⁾	31,68022 - 373,63478H10	0,21ns
CTC ⁽⁵⁾	72,08600 - 763,49302H3 + 993,42541H4 - 2131,70248H7 - 270,86416H10 - 845,25299H11	0,50**
V ⁽⁶⁾	46,79155 + 308,68985H8 - 540,47251H10	0,25**
m ⁽⁷⁾	2,86394 + 515,52785H7 + 1043,09448H12	0,21*

** , * , ns: significativo ao nível de 1%, 5% e não significativo respectivamente. ⁽¹⁾ B1...B21; H1...H12, bandas e alturas selecionadas; ⁽²⁾ Matéria Orgânica; ⁽³⁾ Hidrogénio + Alumínio; ⁽⁴⁾ Soma de Bases; ⁽⁵⁾ Capacidade de Troca Catiônica; ⁽⁶⁾ Saturação por Bases (%); ⁽⁷⁾ Saturação por Alumínio (%).

Tabela 4. Equações de regressão linear e múltipla elaboradas a partir da reflectância do solo obtidas em nível orbital (ASTER)

Atributos	Equações múltiplas ⁽¹⁾	R ²
Areia Grossa	-281,72410 + 3033,05108B7	0,42**
Areia Fina	-414,18054 + 5294,14269B1 - 5227,32905B4 + 6548,01233B5	0,35**
Areia Total	-195,74047 + 4122,52335B7	0,53**
Silte	433,37163 - 1650,35990B3	0,33*
Argila	754,76440 + 8678,50194B6 - 11046B7	0,57**
pH em H ₂ O	5,83762 + 23,53962B1 - 16,47469B3	0,21*
pH em KCl	5,61120 - 5,07865B3	0,15*
pH em CaCl ₂	5,23762 + 23,53962B1 - 16,47469B3	0,21*
MO ⁽²⁾	30,41331 - 77,63851B7	0,32**
Fósforo	⁽⁸⁾	ns
Potássio	1,35100 + 101,41663B1 - 24,11561B2 - 46,96738B3	0,59**
Cálcio	49,14546 + 726,10137B1 - 371,55171B2 - 359,08711B3	0,47**
Magnésio	17,58201 - 63,86300B8	0,38**
H+Al ⁽³⁾	64,80597 + 567,52892B4 - 826,25912B6	0,42*
Alumínio	⁽⁸⁾	ns
SB ⁽⁴⁾	70,28431 + 1141,77822B1 - 525,53420B2 - 578,92618B3	0,52**
CTC ⁽⁵⁾	85,91305 + 1287,97471B1 - 599,57139B3 - 344,79600B8	0,52**
V ⁽⁶⁾	91,32045 - 254,33218B3	0,29*
m ⁽⁷⁾	-18,89416 + 149,46014B3	0,09ns

** , * , ns: significativo ao nível de 1%, 5% e não significativo respectivamente. ⁽¹⁾ B1, B2, B3...B8; ⁽²⁾ Matéria Orgânica; ⁽³⁾ Hidrogénio + Alumínio; ⁽⁴⁾ Soma de Bases; ⁽⁵⁾ Capacidade de Troca Catiônica; ⁽⁶⁾ Saturação por Bases (%); ⁽⁷⁾ Saturação por Alumínio (%); ⁽⁸⁾ não significativo.

Além da questão financeira e ambiental leva-se em consideração o tempo necessário para a obtenção dos resultados. Por exemplo, enquanto o método tradicional para análise granulométrica (BOUYOCOS, 1926) leva aproximadamente 48 horas para obtenção de resultado de uma amostra que foi devidamente seca e peneirada, o método proposto neste trabalho é praticamente imediato, necessitando de apenas 10 minutos para obtenção dos resultados (0,34% do tempo

que levaria a análise convencional). Pode-se inferir que a diferença entre o custo de análises de terra pode ser ainda maior, pois o método espectrorradiométrico demanda menos mão-de-obra. Além disso, a espectrorradiometria de reflectância em laboratório permite a partir de um único espectro, a caracterização de vários constituintes do solo. Para COHEN et al. (2007), o erro na estimativa dos atributos, obtidos através da espectrorradiometria, é tão igual ou

Tabela 5. Análise do custo de análises químicas e granulométricas do solo pelo método convencional e espectrorradiométrico

Parâmetro	Métodos			
	Tradicional	Espectrorradiométrico ⁽²⁾		
	Descrição ⁽¹⁾	Custo(US)	Descrição	Custo(US)
Equipamentos necessários	Balança analítica	2,000.00	Espectrorradiométrico	70,000.00
	Balança semi-analítica	1,810.00	Estufa para secagem e esterilização	3,242.00
	Espectro Fotômetro de absorção atômica	73,684.21	Vidraria em geral	1,200.00
	Espectro Fotômetro uv-visível	3,148.21	Software estatístico	0.00
	Titular automático	1,578.94	Computadores	1600.00
	pH-metro	395.58	Biblioteca espectral	
	Estufa para secagem e esterilização	3,242.10		
	Peneira	150.00		
	Agitador magnético	181.82		
	Geladeira(para amostras e reagentes)	409.09		
	Destilador de água	318.18		
	Chapa aquecedora	578.94		
	Capela com retirada forçada de ar	1,668.65		
	Pipetas automáticas	789.47		
	Vidraria em geral	4,545.45		
	Sistema de Purificação de água Milli-Q	12,272.73		
	Capela de Fluxo Laminar	2,272.73		
	Mesa Agitadora	38,421.01		
	TOTAL	151,88.15	TOTAL	76,192.10
	Leituras ⁽⁵⁾	Reagentes/amostra para análise granulométrica ⁽⁴⁾	0.13	Reagentes
Amostras	Reagentes/amostra para análise química	4.01	Reagentes	0.00
TOTAL		4.14	TOTAL	0.00
Tempo ⁽³⁾	Tempo total para obtenção de resultados de uma (preparo e leitura) análise granulométrica (frações areia, silte e argila)	48 horas ⁽⁶⁾		10 min ⁽⁶⁾

⁽¹⁾ Preços de equipamentos cotados em 16/6/2005 na MPL equipamentos para laboratórios.

⁽²⁾ Preço do sensor FieldSpec cotado em 16/6/2005.

⁽³⁾ Valores aproximados, desconsiderando custos com mão de obra, luz, água e depreciação dos equipamentos. Informações cedidas pelo laboratório do Departamento de Solos e Nutrição de Plantas da Escola Superior de Agronomia Luiz de Queiroz, ESALQ.

⁽⁴⁾ Determinação dos teores de areia, silte e argila do solo.

⁽⁵⁾ Determinação dos teores de macro e micro nutrientes do solo.

⁽⁶⁾ Tempo gasto para obtenção dos resultados (amostras já secas e peneiradas).

menor que o erro cometido por um laboratório de análises químicas convencionais. No entanto, cabe ressaltar que é preciso o conhecimento mais aprofundado de técnicas estatísticas para geração de modelos de estimativa de atributos através da radiometria e os modelos gerados são construídos com base em análises químicas tradicionais, porém em menor número. Desta forma, a espectrorradiometria pode ser considerada uma técnica auxiliar na quantificação de atributos do solo e a construção de bibliotecas espectrais regionais torna-se importante para o sucesso dos modelos de quantificação.

4. CONCLUSÕES

Pelo conteúdo de areia do solo observa-se o maior coeficiente de correlação positivo com o comportamento espectral do solo, e pelo conteúdo de argila e matéria orgânica, os maiores coeficientes negativos. Há uma tendência de aumentar a correlação entre os atributos do solo e sua reflectância em maiores comprimentos de ondas.

Os resultados das correlações obtidas pelo sensor FieldSpec indicam maiores índices para: areia fina, argila, H +Al, CTC e V% e, pelo sensor ASTER para os atributos: areia grossa, areia total, silte, matéria orgânica, cálcio magnésio e SB; é possível quantificar a argila através de técnicas espectrorradiométricas;

A análise de atributos do solo por sensores permite a quantificação de alguns atributos dos solos e é um método menos oneroso, mais rápido e que gera menos impactos ao meio ambiente quando comparado com métodos tradicionais. Porém, são necessários maiores estudos visando à avaliação dos equipamentos, treinamento de mão de obra e tempo de avaliação dos resultados com a utilização destas duas técnicas.

REFERÊNCIAS

AL-ABBAS, A.H.; SWAIN, P.H.; BAUMGARDNER, M.F. Relating organic matter and clay content to multispectral radiance of soils. *Soil Science*, v.114, p.477-485, 1972.

- ANALYTICAL IMAGING AND GEOPHYSICS. Atmospheric correction now (ACORN) 3.12. Boulder, 2001. 1 CD-ROM.
- BARNES, E.M.; BAKER, M.G. Multispectral data for mapping soil texture: possibilities and limitations. *Applied Engineering in Agriculture*, v.16, p.731-741, 2000.
- BARNES, E.M.; SUDDUTH, K.A.; HUMMEL, J.W.; LESCH, S.M.; CORWIN, D.L.; YANG, C.; DAUGHTRY, C.S.T.; BAUSCH, W.C. Remote and ground-based sensor techniques to map soil properties. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, v.69, p.619-630, 2003.
- BEN-DOR, E. Quantitative remote sensing of soil properties. *Advances in Agronomy*, v.75, p.173-243, 2002.
- BEN-DOR E.; BANIN, A. Near infrared analysis (NIRA) as a rapid method to simultaneously evaluate several soil properties. *Soil Science Society of America Journal*, v.59, p.364-372, 1995.
- BOUYOCOS, G. J. Estimation of the colloidal material in soils. *Science*, v.64, p.362, 1926.
- BISTRICHI, C.A.; CARNEIRO, C.D.R.; DANTAS, A.S.L.; PONÇANO, W.L.; CAMPANHA, G.A.C.; NAGATA, N.; ALMEIDA, M.A.; STEIN, D.P.; MELO, M.S.; CREMONINI, O.A. Mapa geológico do Estado de São Paulo. São Paulo: Instituto de Pesquisas Tecnológicas do Estado de São Paulo, 1981. (1 mapa, Escala: 1: 500.000)
- BROWN, D.J.; SHEPHERD, K.D.; WALSH, M.G.; MAYS, M.D.; REINSCH, T.G. Global soil characterization with VNIR diffuse reflectance spectroscopy. *Geoderma*, v.132, p.273-290, 2006.
- CAMARGO, M.N.; KLANT, E.; KAUFFMAN, J.H. Classificação de solos usada em levantamentos pedológicos no Brasil. *Boletim Informativo*, v.12, p.11-13, 1987.
- CAMPOS, R.C.; DEMATTÊ, J.A.M.; QUARTAROLI, C.F. Determinação indireta do teor de hematita no solo a partir de dados de colorimetria e radiometria. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, v.38, p.521-528, 2003.
- CHANG, C.; 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*, v.65, p.480-490, 2001.
- COHEN, M.; MYLAVARAPU, R.S.; BOGREKCI, I.; LEE, W.S.; CLARK, M.W. Reflectance spectroscopy for routine agronomic soil analyses. *Soil Science*, v.172, p.469-485, 2007.
- 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*, v.151, p.355-361, 1991.
- COLEMAN, T.L.; AGBU, P.A.; MONTGOMERY, O.L. Spectral differentiation of surface soils and soil properties: is it possible from space platforms? *Soil Science*, v.155, p.283-293, 1993.
- CONFALONIERI, M.; FORNASIER, F.; URSINO, A.; BOCCARDI, F.; PINTUS, B.; ODOARDI, M. The potential of near infrared reflectance spectroscopy as a tool for the chemical characterization of agricultural soils. *Journal of Near Infrared Spectroscopy*, v.9, p.123-131, 2001.
- CRÓSTA, A.P. Processamento digital de imagens de sensoriamento remoto. ed.revisada - Campinas: IG/UNICAMP, 1992. 170p.
- DANIEL, K. W., TRIPATHI, N. K., HONDA, K. Artificial neural network analysis of laboratory and in situ spectra for the estimation of macronutrients in soils of Lop Buri (Thailand). *Australian Journal of Soil Research*, v. 41, p.47-59, 2003.
- 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*, v.23, p.343-355, 1999.
- DEMATTÊ, J.A.M.; NANNI, M.R. Effect of fermentation residue on the spectral reflectance properties of soil. *Geoderma*, v.120, p.187-200, 2004.
- DUNN, B.W.; BEECHER, H.G.; BATTEN, G.D.; CIAVARELLA, S. The potential of near-infrared reflectance spectroscopy for soil analysis - a case study from the Riverine Plain of south-eastern Australia. *Australian Journal of Experimental Agriculture*, v.42, p.607-614, 2002.
- EMBRAPA. Procedimentos normativos de levantamentos pedológicos. Brasília: Serviço de Produção de Informação, 1995. 101p.
- FORMAGGIO, A.R.; EPIPHANIO, J.C.N.; VALERIANO, M.M.; OLIVEIRA, J.B. Comportamento espectral (450-2.450 nm) de solos tropicais de São Paulo. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, v.20, p.467-474, 1996.
- HENDERSON, T.L.; BAUMGARDNER, M.F.; FRANZMEIER, D.P.; STOTT, D.E.; COSTER, D.C. High dimensional reflectance analysis of soil organic matter. *Soil Science Society of America Journal*, v.56, p.865-872, 1992.
- HUETE, A.R.; ESCADAFAL, R. Assessment of biophysical soil properties through spectral decomposition techniques. *Remote Sensing of Environment*, v.35, p.149-159, 1991.
- ISLAM, K.; SINGH, B.; McBRATNEY, A. Simultaneous estimation of several properties by ultra-violet, visible, and near-infrared reflectance spectroscopy. *Australian Journal of Soil Research*, v. 41, p. 1101-1114, 2003.
- KWEON, G.; LUND, E.; MAXTON, C.; DRUMMOND, P.; JENSEN, K. In situ measurement of soil properties using a probe-based VIS-NIR spectrophotometer. St Joseph: ASABE, 2008. (ASABE Paper No. 084399)
- LEE, W.S.; SANCHEZ, T.F.; MYLAVARAPU, R.S.; CHOE, J.S. Estimating chemical properties of florida soils using spectral reflectance. *American Society of Agricultural and Biological Engineers*, v.46, p.1443-1453, 2003.
- LÓPEZ-GRANADOS, F.; JURADO-EXPÓSITO, M.; PEÑA-BARRAGÁN, J.M.; GARCIA-TORRES, L. Using geostatistical and remote sensing approaches for mapping soil properties. *European Journal of Agronomy*, v.23, p.279-289, 2005.

- MALLEY, D.F.; YESMIM, I.; EDWARDS, W.D. Application of near-infrared spectroscopy in analysis of soil mineral nutrients. *Communications in Soil Science and Plant Analysis*, v.30, p.999-1012, 1999.
- MENESES, P.R.; MADEIRA NETTO, J.S. (Org.). *Sensoriamento remoto: reflectância dos alvos naturais*. Brasília: Editora UnB/ EMBRAPA Cerrados, 2001. 262p.
- MOUAZEN, A.M.; MALEKI, M.R.; DE BAERDEMAEKER, J.; RAMON, H. On-line measurement of some selected soil properties using a VIS-NIR sensor. *Soil and Tillage Research*, v.93, p.13-27, 2007.
- NANNI, M.R.; DEMATTÊ, J.A.M. Spectral reflectance Methodology in Comparison to Traditional Soil Analysis. *Soil Science Society of America Journal*, v.70, p.393-407, 2006.
- RAIJ, B.van.; ANDRADE, J.C.; CANTARELLA, H.; QUAGGIO, J.A. *Análise química para avaliação da fertilidade de solos tropicais*. Campinas: Instituto Agrônômico, 2001. 285p.
- RESENDE, M.; CURTI, N.; KER, J.C.; REZENDE, S.B. *Mineralogia de Solos Brasileiros: interpretação e aplicações*. Lavras: Editora UFLA, 2005. 192p.
- RESEARCH SYSTEMS, INC. ENVI 4.1, 2004. Boulder, 2004. (2 CD-Rom)
- ROBBINS, J.L.; DANEMAN, J.C. Parametric estimating & the stepwise statistical technique. *National Estimator*, v.14, p.24-34, 1999.
- SAYES, W.; MOUAZEN, A.M.; RAMON, H. Potential for onsite and online analysis of pig manure using visible and near infrared reflectance spectroscopy. *Biosystems Engineering*, v.91, p.393-402, 2005.
- SCULL, P.; FRANKLIN, J.; CHADWICK, O.A.; McARTHUR, D. Predictive soil mapping: a review. *Progress in Physical Geography*, v.27, p.171-197, 2003.
- SHEPHERD, K.D.; WALSH, M.G. Development of reflectance spectral libraries for characterization of soil properties. *Soil Science Society of America Journal*, v.66, p.988-998, 2002.
- STATISTICAL ANALYSIS SYTEM. SAS 8.02. Cary, 2003. 5 CD-ROM.
- STENBERG, B.; VISCARRA ROSSEL, R.A.; MOUAZEN, A.M.; WETTERLIND. Visible and near infrared spectroscopy in soil science. In: SPARKS, D.L. (Ed.). *Advances in Agronomy*. Burlington: Academic Press, 2010. v.107, p.163-215.
- VISCARRA ROSSEL, R.A.; WALVOORT, D.J.J.; McBRATNEY, A.B.; JANIK, L.J.; SKJEMSTAD, J.O. Visible, near infrared, mid infrared or combined diffuse reflectance spectroscopy for simultaneous assessment of various soil properties. *Geoderma*, v.131, p.59-75, 2006.
- VISCARRA ROSSEL, R.A. ParLeS: Software for chemometric analysis of spectroscopic data. *Chemometrics Intelligent Laboratory Systems*, v.90, p.72-83, 2008.