



Revista Brasileira de Ciência do Solo

ISSN: 0100-0683

revista@sbccs.org.br

Sociedade Brasileira de Ciência do Solo
Brasil

Carnieletto Dotto, André; Diniz Dalmolin, Ricardo Simão; de Araújo Pedron, Fabrício; ten Caten, Alexandre; Chimelo Ruiz, Luis Fernando
MAPEAMENTO DIGITAL DE ATRIBUTOS: GRANULOMETRIA E MATÉRIA ORGÂNICA DO SOLO
UTILIZANDO ESPECTROSCOPIA DE REFLECTÂNCIA DIFUSA
Revista Brasileira de Ciência do Solo, vol. 38, núm. 6, noviembre-diciembre, 2014, pp. 1663-1671
Sociedade Brasileira de Ciência do Solo
Viçosa, Brasil

Disponível em: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=180232852001>

- Como citar este artigo
- Número completo
- Mais artigos
- Home da revista no Redalyc

redalyc.org

Sistema de Informação Científica

Rede de Revistas Científicas da América Latina, Caribe, Espanha e Portugal
Projeto acadêmico sem fins lucrativos desenvolvido no âmbito da iniciativa Acesso Aberto

DIVISÃO 1 - SOLO NO ESPAÇO E NO TEMPO

Comissão 1.3 - Pedometria

MAPEAMENTO DIGITAL DE ATRIBUTOS: GRANULOMETRIA E MATÉRIA ORGÂNICA DO SOLO UTILIZANDO ESPECTROSCOPIA DE REFLECTÂNCIA DIFUSA⁽¹⁾

André Carnieletto Dotto⁽²⁾, Ricardo Simão Diniz Dalmolin⁽³⁾, Fabrício de Araújo Pedron⁽⁴⁾, Alexandre ten Caten⁽⁵⁾ & Luis Fernando Chimelo Ruiz⁽⁶⁾

RESUMO

A espectroscopia de reflectância difusa (ERD) pode ser utilizada como alternativa para quantificação de atributos como granulometria e matéria orgânica do solo (MOS). Essa técnica pode ser opção para quantificar esses atributos em grande volume de amostras de solos, visto ser rápida, com menor custo e sem a geração de resíduos químicos. O objetivo deste estudo foi desenvolver modelos usando análise de regressão linear múltipla para predizer o teor de argila, areia, silte e MOS, utilizando dados de ERD em uma área de relevo e geologia complexa localizada na região central do Rio Grande do Sul. No estudo, foram utilizadas 303 amostras coletadas na profundidade de 0,00-0,20 m para determinar os teores de argila, areia, silte e MOS por meio da análise laboratorial e de reflectância espectral. O desempenho dos modelos de predição apresentaram bons resultados, com capacidade de explicação da variância de 77 e 72 % para areia e argila, respectivamente. Mesmo com a complexidade geológica e pedológica, os resultados evidenciaram que a técnica é promissora, sendo possível a aplicação dessa técnica para predição da granulometria e teor de MOS.

Termos de indexação: pedometria, sensoriamento remoto proximal, radiometria, predição de atributos.

⁽¹⁾ Parte da Dissertação de Mestrado do primeiro autor. Estudo financiado pela CAPES. Recebido para publicação em 13 de janeiro de 2014 e aprovado em 30 de julho de 2014.

⁽²⁾ Doutorando do Programa de Pós-Graduação em Ciência do Solo, Universidade Federal de Santa Maria - UFSM. Av. Roraima, 1000, Prédio 42, Sala 3314, Camobi. CEP 97105-900 Santa Maria (RS). E-mail: andrecdot@gmail.com

⁽³⁾ Professor Associado, Departamento de Solos, Centro de Ciências Rurais, UFSM. Bolsista CNPq. E-mail: dalmolin@ufsrm.br

⁽⁴⁾ Professor Adjunto, Departamento de Solos, Centro de Ciências Rurais, UFSM. E-mail: fapedron@ufsrm.br

⁽⁵⁾ Professor Adjunto, Departamento de Ciências Biológicas e Veterinárias, Centro de Ciências Rurais, Universidade Federal de Santa Catarina, Campus Curitibanos. Rod. Ulysses Gaboardi, km 3. Caixa Postal 101. CEP 89520-000 Curitibanos (SC). E-mail: alexandre.ten.caten@ufsc.br

⁽⁶⁾ Técnólogo em Geoprocessamento, UFSM. E-mail: ruiz.ch@gmail.com

SUMMARY: DIGITAL MAPPING OF SOIL PROPERTIES: PARTICLE SIZE AND SOIL ORGANIC MATTER BY DIFFUSE REFLECTANCE SPECTROSCOPY

Diffuse reflectance spectroscopy (DRS) can be used as an alternative in identifying and quantifying some soil properties such as particle size and soil organic matter (SOM). This technique may be an alternative to quantifying those properties in a large volume of soil samples since it is faster and less costly and does not produce chemical residues. The aim of this study was to develop models using multiple linear regression analysis to predict the content of clay, sand, silt, and SOM using DRS data in an area of complex topography and geology located in the central region of Rio Grande do Sul, Brazil. In the study, 303 samples were collected at a depth of 0.00-0.20 m for determination of clay, sand, silt, and SOM by laboratory and spectral reflectance analysis. The predictive models produced high-quality results, explaining 77 and 72 % of the variance for sand and clay, respectively. The interpolation maps of the observed and predicted properties revealed that the spatial patterns are mainly associated with the topography and geology of the area. Even with the geological and pedological complexity, the results indicated that the technique is promising and it may be applied for prediction of particle size and SOM.

Index terms: pedometrics, proximal remote sensing, radiometry, attributes predictions.

INTRODUÇÃO

A granulometria e a matéria orgânica do solo (MOS) são dois atributos de fundamental importância para a definição do uso e manejo dos solos. Com uma demanda crescente por alimentos e energia, o conhecimento das características físicas e químicas do solo impõe maior capacidade de análise desse recurso natural tão lentamente renovável. Novas tecnologias para predição de atributos do solo têm sido investigadas, dentre elas destaca-se a espectroscopia de reflectância difusa (ERD) (Li et al., 2012). Essa técnica pode ser alternativa para quantificar esses atributos em grande volume de amostras de solos, visto ser mais rápida, com menor custo (Sousa Junior et al., 2011) e sem a geração de resíduos químicos. No entanto, a sua confiabilidade e precisão dependem do desenvolvimento de modelos apropriados (Nanni & Demattê, 2006). A ERD apresenta-se como uma abordagem promissora para gerar informações sobre os solos em grande volume de amostras como as demandadas pela agricultura de precisão (McBratney et al., 2003).

Na região de estudo, localizada no Rebordo do Planalto, centro do Rio Grande do Sul (RS), a geologia é complexa com relevo suave ondulado a montanhoso com solos de profundidade variável com o predomínio de solos rasos (Pedron et al., 2006). Samuel-Rosa et al. (2013) utilizaram essa área para desenvolver modelos preditivos da distribuição do tamanho de partículas usando os atributos de terreno como variáveis; e nos resultados, esses autores demonstraram que as incertezas da predição estão relacionadas à complexidade geológica. Poucos trabalhos exploram áreas como essas, consideradas marginais para exploração agrícola empresarial, mas largamente utilizadas para agricultura familiar, sendo necessários estudos que possam apresentar modelos satisfatórios para predição de determinados atributos do solo.

No Brasil, estudos utilizando a ERD na definição dos atributos do solo são recentes (Demattê & Garcia, 1999; Demattê, 2002; Dalmolin et al., 2005). Fiorio & Demattê (2009) desenvolveram equações de regressão linear multipla (RLM) para solos expostos em uma área de 473 ha oriundos do sudeste do Estado de São Paulo. Esses autores utilizaram dados coletados por ERD em laboratório e encontraram resultados na predição dos atributos do solo com um R^2 de 0,86 para argila; 0,82 para areia; 0,57 para o silte; e 0,30 para a MOS. Sousa Junior et al. (2011) também avaliaram a granulometria e MOS utilizando análise de regressão com dados obtidos por ERD, em nível terrestre, em que o modelo de predição para o teor de areia obteve o melhor ajuste com R^2 de 0,84; seguido da argila com 0,70; silte com 0,57; e MOS com 0,38. Nesse mesmo estudo, os autores realizaram uma avaliação do potencial e dos custos desse método e concluíram que a ERD é menos onerosa, mais rápida e com menor impacto ambiental.

Na bibliografia internacional, são encontrados inúmeros trabalhos sobre a utilização de ERD na predição de atributos do solo. Sudduth et al. (2010), analisando solos do Estado de Missouri, EUA, obtiveram valores de R^2 de 0,56; 0,28; 0,68; e 0,34 na predição da argila, areia, silte e MOS, respectivamente. Investigando diversas classes de solos localizados na região centro e leste da China, Tian et al. (2013) encontraram R^2 de 0,96 na predição da MOS utilizando o modelo dos mínimos quadrados parciais. Brodský et al. (2013), na região sudeste da República Tcheca, utilizaram a ERD na predição do teor de carbono do solo com as técnicas de mapeamento digital de solos em uma área geologicamente homogênea com 100 ha e encontraram forte correlação dos dados de laboratório com a ERD. Nesse estudo, a qualidade do modelo mudava exponencialmente com o aumento do número de amostras de treinamento chegando à estabilidade dos indicadores usando cerca de 80 amostras de treinamento.

A busca por modelos de predição cada vez mais precisos é o foco das pesquisas em ERD, pois alto valor de R^2 representa que o modelo está cada vez mais próximo da realidade encontrada *in situ*. Assim, os estudos apresentados evidenciam amplitude de valores de R^2 em razão dos vários fatores, em que os principais deles são o tamanho da área de estudo e a diversidade dos solos.

Observa-se na literatura grande variação na performance dos modelos nas diferentes condições ambientais. Existem poucos trabalhos em áreas com grande variação espacial de geologia e relevo adotando a técnica da ERD; mas pesquisas são necessárias, principalmente no esforço de construção de uma biblioteca espectral (Bellinaso et al., 2010), em que por um banco de dados as informações ficarão disponíveis para os diferentes tipos de uso. Diante do exposto, o objetivo deste estudo foi desenvolver modelos usando análise de regressão linear múltipla (RLM) para predizer o teor de argila, areia, silte e MOS, utilizando dados de ERD em uma área complexa localizada na região central do RS.

MATERIAL E MÉTODOS

Área de estudo

O estudo foi realizado na sub-bacia Menino Deus I da bacia de captação do reservatório da Companhia Riograndense de Saneamento (Corsan) (Figura 1). A sub-bacia está localizada na região do Rebordo do Planalto no centro do RS, entre os municípios de Itaara e Santa Maria, apresentando área total de 18,92 km². O relevo é predominantemente accidentado podendo variar de suave ondulado a montanhoso, sendo caracterizada como áreas de encosta (Miguel et al., 2011) com elevações variando entre 139 e 475 m. A geologia da bacia apresenta rochas ígneas do tipo basalto, andesito, vitrófilo e riólito-riodacito, localizadas acima dos 300 m de altitude, enquanto em altitude inferior a 300 m encontram-se rochas sedimentares do tipo arenito fluvial e eólico e lamitos (Sartori, 2009). Perto do exutório da bacia estão os depósitos fluviais e coluviais recentes. De acordo com Miguel et al. (2011), predominam na área de estudo os Neossolos Litólicos (aproximadamente 60 % da área), Argissolos Bruno-Acinzentados (14 % da área), Argissolos Vermelhos (12 % da área) e associações Cambissolo-Neossolo (14 % da área).

Amostragem, análise laboratorial e de espectroscopia de reflectância difusa

Foram utilizados 303 pontos coletados na profundidade de 0,00-0,20 m. Os teores de argila, areia, silte e MOS foram determinados no laboratório de Pedologia do Departamento de Solos da Universidade Federal de Santa Maria, conforme Embrapa (1997). As medidas de ERD das amostras de solos foram

realizadas com o uso do equipamento *FieldSpec Pro Spectroradiometer* (ASD Inc.), com capacidade de amostragem no intervalo de 350 a 2.500 nm, utilizando-se cerca de 15 cm³ de solo (TFSA) acondicionado em placa de Petri. Como fonte de energia, utilizou-se uma lâmpada de halogênio 50 W com o feixe colimado não alvo para o plano, posicionada a 35 cm da amostra num ângulo de 30° zênite. Como espectro-padrão de referência usou-se uma placa sulfato de bário coletado antes da primeira análise e a cada 40 amostras. Foram feitas duas leituras por amostra de solo, com um giro de 180° entre as leituras. Todas as medidas de ERD foram realizadas em sala escura, para evitar interferência de luz difusa.

Análise estatística

Nos valores da granulometria e MOS determinados em laboratório, utilizou-se a transformação logarítmica (log 10) como pré-processamento a fim de normalizar a distribuição antes de executar as regressões e para estabilizar a variância para interpolação krigagem, conforme recomendado por Webster & Oliver (2001). Essa transformação tem proporcionado melhores predições para todas as técnicas de análise multivariada e tem sido utilizada com frequência em outros trabalhos (Vasques et al., 2008). O conjunto de dados total de 303 amostras foi dividido aleatoriamente em 213 amostras (70 %) para a calibração e 90 amostras (30 %) para a validação do modelo. Foram aplicados o teste de Levene (Levene, 1960), para verificar a igualdade de variância, e a distribuição t de Student, para avaliar a igualdade de médias entre os conjuntos de calibração e validação, buscando comprovar a representatividade dos dados de validação.

Somente os resultados com as variáveis da transformação logarítmica foram discutidos pela análise de RLM. Foi determinado um modelo de predição para o log (Argila), log (Areia), log (Silte) e o log (MOS). Nenhuma amostra foi omitida a partir da análise com as funções de RLM. Para avaliar os valores da calibração e os da validação, foi utilizado o coeficiente de determinação (R^2) e a Raiz do Erro Médio Quadrático (REMQ), também definida como o erro-padrão (McBratney et al., 2000).

Para reduzir a dimensionalidade dos dados, os valores de reflectância foram reamostrados por meio de uma janela de 10 nm no espectro (Vasques et al., 2008). Esse passo de pré-tratamento reduziu as curvas espectrais dos solos para 215 valores de reflectância. Para diminuir a multicolinearidade das variáveis preditoras nos modelos, empregou-se o método estatístico *stepwise* (Abbad & Torres, 2002). Nesse método, as variáveis são adicionadas ou removidas do modelo de acordo com significância de 5 %. A análise de RLM dos dados foi feita no software R (R Core Team, 2012).

Após o resultado na estimativa dos atributos, elaboraram-se mapas da área com o propósito de

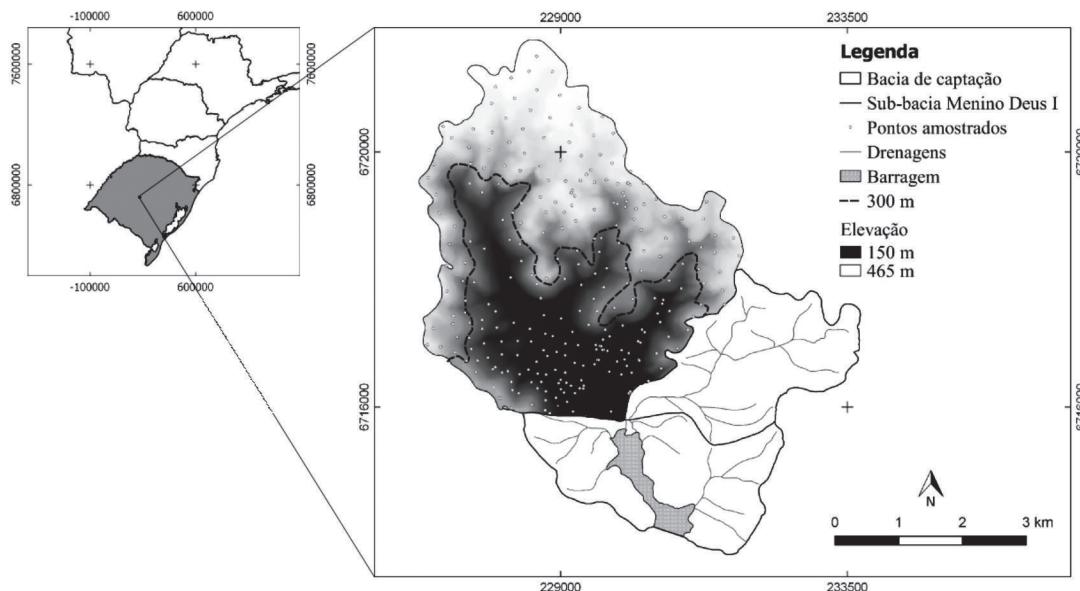


Figura 1. Localização da sub-bacia Menino Deus I e os pontos amostrados, na bacia de captação do reservatório da Companhia Riograndense de Saneamento (Corsan). Coordenadas UTM, fuso 22.

visualizar a distriuição espacial dos atributos de granulometria e o teor de MOS em toda a área de estudo. O primeiro mapa foi com base nas informações obtidas na análise tradicional de laboratório (atributos observados) e, o segundo, com informações preditas pela análise da ERD (atributos preditos).

Na confecção dos mapas para representar os novos valores de argila, areia, silte e MOS preditos e comparar com os valores obtidos no laboratório, utilizaram-se geoestatística, análises estatísticas descritivas e valores da dependência espacial (Wetterlind et al., 2008). Os dados experimentais foram submetidos, usando o software SAGA GIS (Böhner et al., 2006), ao ajuste de modelos teóricos: esférico, exponencial e gaussiano, em que o modelo esférico de semivariogramas obteve o melhor ajuste para os dados do estudo. O ajuste do modelo permite a estimativa dos parâmetros: efeito pepita, patamar e alcance. A escolha do modelo foi com base nos valores do índice de dependência espacial (IDE) (Cambardella et al., 1994) e do cálculo da raiz quadrada da média do erro (RMS) (McBratney et al., 2000). Os parâmetros do modelo de variograma ajustado foram usados na interpolação dos dados por krigagem ordinária na construção dos mapas de variabilidade espacial.

RESULTADOS

Os testes de Levene verificaram igualdade das variâncias entre o conjunto de calibração e validação para o log (Argila) (valor $p=0,89$), log (Areia) (valor $p=0,79$), log (Silte) (valor $p=0,81$) e log (MOS) (valor $p=0,95$). A comparação entre os valores médios log

(Argila) para o conjunto de calibração e de validação não apresentou diferença significativa entre eles, de acordo com a distribuição t de Student (valor $p=0,68$) a 5 %. Esse resultado se repete para o log (Areia) (valor $p=0,54$), log (Silte) (valor $p=0,65$) e log (MOS) (valor $p=0,82$). Essa semelhança entre os conjuntos de calibração e validação é indicativa que as amostras de validação representam as amostras de calibração em estudo.

Com o pré-processamento do conjunto de dados, por meio da transformação logarítmica, os valores de desvio-padrão e do erro-padrão, para todos os atributos, permaneceram baixos (Quadro 1). A transformação logarítmica confirma que todos os valores apresentam-se semelhantes e o pequeno intervalo entre os dados auxilia o modelo a minimizar os erros.

As equações de RLM estão descritas no quadro 2. Essas equações foram desenvolvidas utilizando os 215 valores de reflectância abrangendo todo espectro eletromagnético para diminuir a multicolinearidade das variáveis preditoras.

Os resultados indicam que o melhor ajuste do modelo de predição foi obtido para o log (Areia) com R^2 de 0,77 e REMQ de $0,112 \text{ g kg}^{-1}$ para as amostras de calibração (Figura 2c). O resultado para o log (Argila) evidencia valor de R^2 de 0,71 e REMQ de $0,148 \text{ g kg}^{-1}$ (Figura 2a). O log (MOS) obteve R^2 de 0,70 e REMQ de $0,178 \text{ g kg}^{-1}$ (Figura 2g). Para o log (Silte) encontrou-se a pior predição com R^2 de 0,67 e REMQ de $0,190 \text{ g kg}^{-1}$ (Figura 2e).

Em relação aos mapas dos atributos (Figura 3), o modelo esférico apresentou o melhor padrão espacial manifestado pelo baixo valor da porcentagem do IDE e pelo menor valor do RMS (Quadro 3). Por esse motivo,

Quadro 1. Estatísticas descritivas de log (Argila), log (Areia), log (Silte) e log (MOS) para os conjuntos de calibração (C) e validação (V)

Estatística	log (Argila)		log (Areia)		log (Silte)		log (MOS)	
	C	V	C	V	C	V	C	V
g kg ⁻¹								
Média	2,18	2,17	2,65	2,64	2,39	2,41	1,51	1,56
Erro-padrão	0,02	0,03	0,02	0,03	0,02	0,03	0,02	0,03
Mediana	2,19	2,21	2,64	2,67	2,55	2,54	1,53	1,56
Desvio-padrão	0,28	0,25	0,24	0,24	0,33	0,32	0,33	0,33
Variância da amostra	0,08	0,06	0,06	0,06	0,11	0,10	0,11	0,11
Curtose	-0,78	-0,27	-0,87	-0,59	-0,69	-0,57	-0,17	-0,14
Assimetria	-0,24	-0,46	-0,31	-0,42	-0,79	-0,76	0,15	-0,02
Intervalo	1,15	1,10	1,09	1,07	1,27	1,25	1,66	1,67
Mínimo	1,54	1,52	1,87	1,90	1,57	1,59	0,73	0,71
Máximo	2,70	2,62	2,96	2,97	2,84	2,84	2,39	2,38

usaram-se os parâmetros IDE e RMS para ajustar o semivariograma. O modelo esférico obteve valor de variância não explicada menor (Efeito Pepita).

A interpolação dos atributos do solo observados (resultado da análise de laboratório) com os preditos (resultado da análise da ERD) indica que na região norte da área estão os maiores erros na predição (Figura 3). Os resultados da MOS apresentaram os menores valores de Lag e RMS; a MOS foi o atributo que reproduziu os melhores resultados na interpolação. No entanto, os resultados interpolados de areia observada e predita obtiveram os maiores valores de RMS, conduzindo aos piores resultados na interpolação (Quadro 3).

DISCUSSÃO

Em geral, a qualidade do ajuste dos modelos foi considerada aceitável, porém inferior aos encontrados por Vasques et al. (2008), os quais testaram vários pré-processamentos nas transformações dos dados de ERD, analisando o valor do logaritmo do carbono (C) total (log TC). Esses autores alcançaram R^2 máximo de 0,86 com REMQ de 0,170 g kg⁻¹ para o teor de C, acima do valor de R^2 encontrado neste estudo (Figura 2g). Nanni & Demattê (2006) obtiveram valores expressivos para a quantificação da MOS sem transformação logarítmica, com R^2 de 0,79 com REMQ de 10,5 g kg⁻¹ e, para o teor de argila, R^2 de 0,91 com REMQ de 91,0 g kg⁻¹ preditos pelo método de RLM, utilizando 184 amostras em 184 ha.

A imprecisão na interpolação dos atributos está associada principalmente à alta variação entre esses. O teor de areia na área, por exemplo, varia de 74 a 928 g kg⁻¹. Segundo Demattê et al. (2012), a variação no teor do areia influencia as curvas espectrais

aumentando a reflectância onde os teores são mais elevados. A variação, principalmente em relação à granulometria, está associada à grande diferença geológica da área, onde predominam rochas ígneas, que originam solos mais argilosos nas cotas acima de 300 m na área (Figura 1), e de rochas sedimentares nas cotas abaixo de 300 m, onde ocorrem os mais arenosos.

Os teores de argila dos solos da área também foram muito variáveis (33 a 497 g kg⁻¹). O teor de argila interfere no desempenho dos modelos, pois é uma das variáveis mais importantes no estudo da ERD. Segundo Sousa Junior et al. (2011), o teor de argila possui feições de absorção, características nas regiões do visível e infravermelho próximo do espectro eletromagnético; portanto, quanto maior a fração de argila melhores são as chances de sucesso dos modelos de quantificação.

A MOS, que teve variação de 5,1 a 243,8 g kg⁻¹, juntamente com a variação da distribuição granulométrica, deixam clara a complexidade da área e a dificuldade de construir modelos mesmo em pequenas extensões como a deste estudo. Brodský et al. (2013) constataram que a análise de incerteza da predição do mapa do C orgânico está associada ao modelo de regressão por mínimos quadrados parciais e ao do algoritmo de krigagem provenientes da predição espacial. Nesse estudo, os autores encontraram um modelo com R^2 acima de 0,8 e desvio-padrão residual acima de 2,0 utilizando 128 amostras de treinamento.

Samuel-Rosa et al. (2013), ao testarem modelos para predição da distribuição granulométrica nessa mesma área, obtiveram resultados considerados satisfatórios, concluindo porém que a complexidade geológica da área reduziu a acurácia dos modelos preditivos. Esses mesmos autores relataram que não ocorreu aumento da acurácia quando houve a estratificação da superfície

da terra de acordo com o material de origem, conforme os mapas disponíveis na escala 1:25.000, concluindo que são necessários mapas geológicos mais detalhados (indisponíveis nessa área) para conseguir melhora na performance dos modelos.

Mesmo com a complexidade da área que reflete na grande variação dos atributos do solo estudados, o desempenho dos modelos de predição testados neste estudo é satisfatório e eles apresentam uma acurácia muito próxima daqueles encontrados por Samuel-

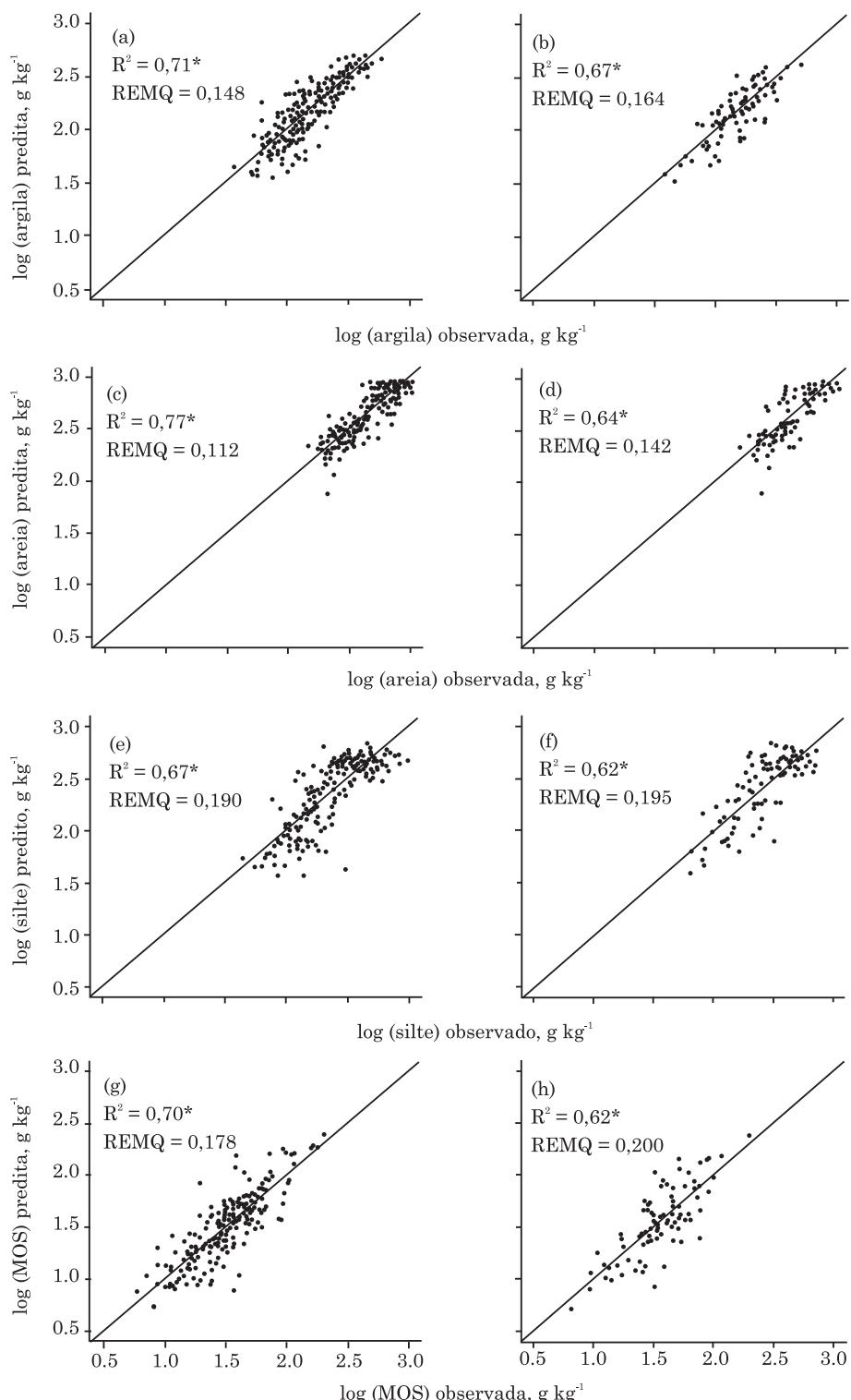


Figura 2. Distribuição das amostras observadas *versus* preditas para o conjunto de dados de calibração (a), (c), (e) e (g) e para o conjunto de validação (b), (d), (f) e (h). *Significância ($\alpha = 0,05$). REMQ: Raiz do Erro Médio Quadrático.

Rosa et al. (2013) na mesma área, mas utilizando técnicas diferentes. Os modelos obtidos por ERD evidenciaram que somente o teor de silte não alcançou a predição acima de 70 %. Dessa forma, do ponto de vista pedométrico, o desempenho dos

modelos construídos neste estudo pode ser considerado aceitável, inclusive para gerar mapas de atributos do solo para serem utilizados em levantamentos preliminares e em estudos de relação solo-paisagem.

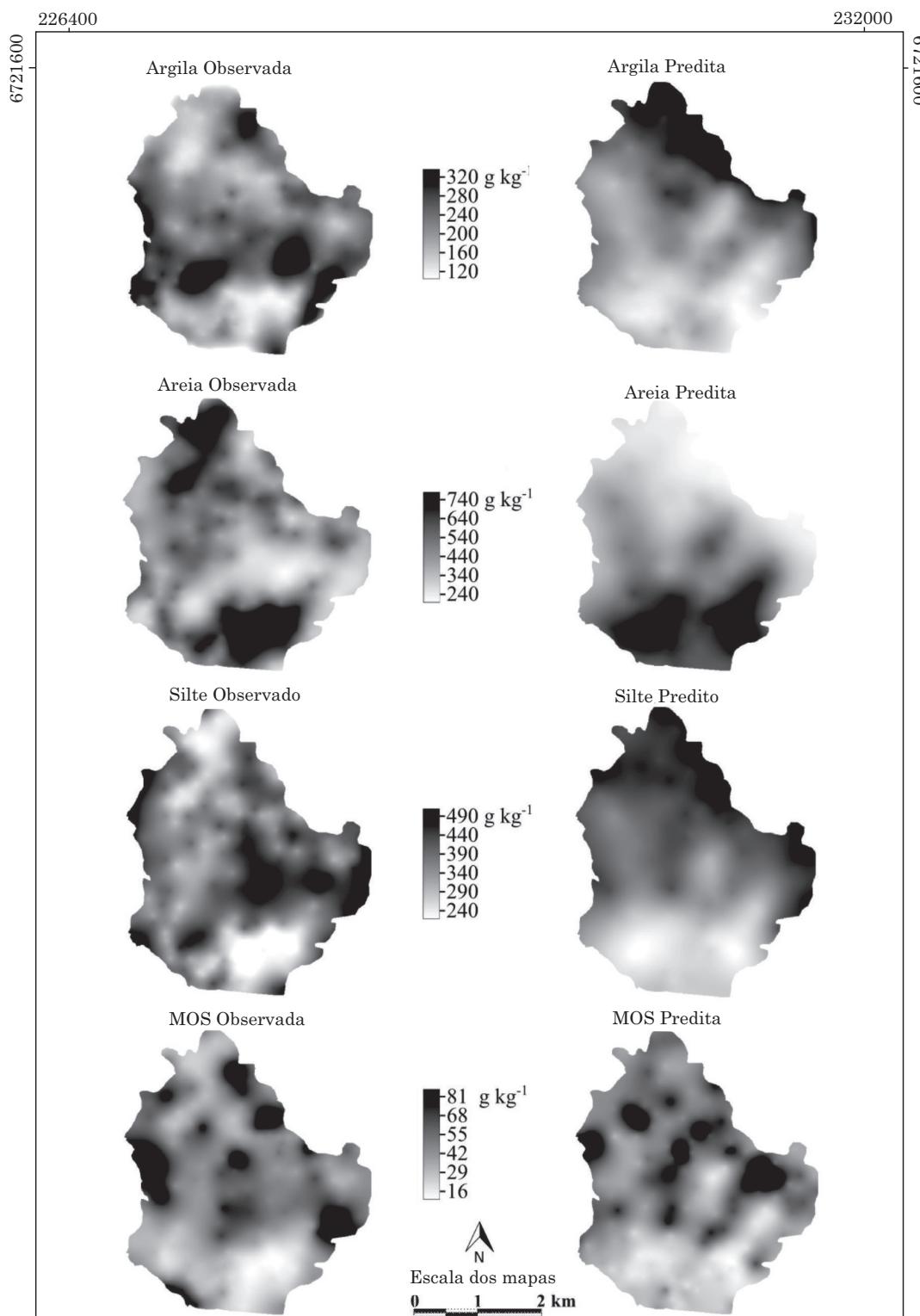


Figura 3. Interpolação dos atributos do solo observados e preditos.

Quadro 2. Equações de regressão desenvolvidas para estimar os atributos de log (Argila), log (Areia), log (Silte) e log (MOS) sendo R⁽¹⁾ os dados da reflectância

Atributo	Equação
log (Argila) ⁽²⁾ =	$2,3609 + (R_{400} \times 37,6921) + (R_{420} \times -124,042) + (R_{460} \times 113,4115) + (R_{600} \times -78,715) + (R_{620} \times 21,8626) + (R_{680} \times 60,7454) + (R_{780} \times -265,421) + (R_{800} \times 336,7125) + (R_{880} \times -315,201) + (R_{920} \times 268,7121) + (R_{980} \times -69,2871) + (R_{1200} \times 366,797) + (R_{1240} \times -464,954) + (R_{1320} \times 128,169) + (R_{1400} \times -63,5104) + (R_{1420} \times 135,221) + (R_{1460} \times -306,032) + (R_{1480} \times 215,459) + (R_{1900} \times 13,1365) + (R_{2180} \times 39,9728) + (R_{2260} \times -41,9588) + (R_{2260} \times 27,1484) + (R_{2360} \times -35,7119)$
log (Areia) ⁽²⁾ =	$2,6174 + (R_{400} \times -23,797) + (R_{440} \times 59,7425) + (R_{500} \times -47,3756) + (R_{580} \times 13,502) + (R_{760} \times -134,695) + (R_{780} \times 418,801) + (R_{800} \times -607,055) + (R_{820} \times 370,826) + (R_{920} \times -88,075) + (R_{980} \times 51,1539) + (R_{1100} \times -55,827) + (R_{1260} \times 145,734) + (R_{1320} \times -144,865) + (R_{1400} \times 141,523) + (R_{1420} \times -97,538) + (R_{1740} \times -144,223) + (R_{1780} \times 190,926) + (R_{1840} \times -45,803) + (R_{1900} \times -16,683) + (R_{2060} \times 108,087) + (R_{2080} \times -147,116) + (R_{2140} \times 78,144) + (R_{2180} \times -33,106) + (R_{2340} \times -37,758) + (R_{2380} \times 36,862) + (R_{2480} \times 6,141)$
log (Silte) ⁽²⁾ =	$2,4274 + (R_{360} \times 10,218) + (R_{600} \times -35,124) + (R_{700} \times 271,577) + (R_{720} \times -200,654) + (R_{780} \times -500,984) + (R_{800} \times 688,695) + (R_{840} \times -304,554) + (R_{940} \times 187,272) + (R_{980} \times -151,318) + (R_{1080} \times 93,647) + (R_{1260} \times -550,957) + (R_{1280} \times 586,829) + (R_{1360} \times -133,673) + (R_{1400} \times -78,027) + (R_{1420} \times 109,611) + (R_{1520} \times 185,501) + (R_{1620} \times -750,035) + (R_{1640} \times 688,718) + (R_{1780} \times -222,876) + (R_{1840} \times 140,203) + (R_{2060} \times -219,215) + (R_{2080} \times 205,009) + (R_{2340} \times 93,2815) + (R_{2360} \times -74,703) + (R_{2380} \times -31,183)$
log (MOS) ⁽²⁾ =	$1,8716 + (R_{440} \times -52,374) + (R_{500} \times 78,4172) + (R_{580} \times -37,044) + (R_{740} \times 113,002) + (R_{780} \times -317,026) + (R_{820} \times 762,882) + (R_{840} \times -646,573) + (R_{940} \times 280,076) + (R_{980} \times -268,309) + (R_{1040} \times 254,828) + (R_{1060} \times -192,786) + (R_{1280} \times 172,427) + (R_{1300} \times -290,90) + (R_{1320} \times 252,641) + (R_{1360} \times -169,62) + (R_{1380} \times 104,282) + (R_{1400} \times -42,588) + (R_{1580} \times 275,699) + (R_{1620} \times -293,31) + (R_{1700} \times -67,762) + (R_{1860} \times 130,349) + (R_{2140} \times -72,728) + (R_{2340} \times 57,2763) + (R_{2420} \times -53,571) + (R_{2440} \times 23,244)$

⁽¹⁾ R em nanômetros (nm). ⁽²⁾ Significância ($\alpha = 0.05$).

Quadro 3. Estimativas dos parâmetros efeito pepita (EP), patamar, alcance dos modelos esféricos, o índice de dependência espacial (IDE) e a raiz quadrada da média do erro (RMS) ajustados, considerando Lags para cada atributo

Atributo ⁽¹⁾	Modelo	EP	Patamar	Alcance		IDE	RMS	Lags
				m	%			
Argila predita	Esférico	1880	18120	3227	10,38	2,23	350	
Areia predita	Esférico	16110	78980	3411	20,40	5,81	400	
Silte predito	Esférico	7870	42764	2267	18,40	5,37	300	
MOS predita	Esférico	195	726	1426	26,86	0,61	200	
Argila observada	Esférico	4150	12360	2540	33,58	3,51	350	
Areia observada	Esférico	15450	65354	2350	23,64	7,93	450	
Silte observado	Esférico	11150	32000	1850	34,84	5,23	300	
MOS observada	Esférico	556	1678	2150	33,13	1,49	200	

⁽¹⁾ O resultado do modelo para cada atributo observado (análise de laboratório) e predito (modelado pela espectroscopia de reflectância difusa).

CONCLUSÕES

1. Foi possível estimar os teores de argila, areia, silte e matéria orgânica do solo a partir da ERD na área estudada. O melhor desempenho dos modelos de RLM na estimativa dos atributos do solo foi alcançado para o teor de areia com 77 % de predição correta. Somente o teor de silte não alcançou a predição acima de 70 %.

2. Mesmo com a complexidade geológica e pedológica da área, os resultados indicaram que é

possível o aproveitamento desse método para estimar a granulometria e o teor de matéria orgânica do solo.

AGRADECIMENTOS

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pela concessão da bolsa ao primeiro autor. Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), pelos

recursos financeiros e pela concessão da bolsa ao segundo autor. Ao professor José Alexandre Demattê, pela cessão do Laboratório de Sensoriamento Remoto e Geoprocessamento Aplicado a Solos e Planejamento do Uso da Terra da ESALQ/USP para coleta dos dados espectrais.

LITERATURA CITADA

- ABBAD, G. & TORRES, C.V. Regressão múltipla *stepwise* e hierárquica em Psicologia Organizacional: Aplicações, problemas e soluções. *Est. Psicol.*, 7:19-29, 2002.
- BELLINASO, H.; DEMATTÊ, J.A.M. & ROMEIRO, S.A. Soil spectral library and its use in soil classification. *R. Bras. Ci. Solo*, 34:861-870, 2010.
- BÖHNER, J.; McCLOY, K. & STROBL, J., ed. SAGA - Analysis and modelling applications. Göttingen, Göttinger Geographische Abhandlungen, 2006. 130p.
- BRODSKÝ, L.; VAŠÁT, R.; KLEMENT, A.; ZÁDOROVÁ, T. & JAKŠÍK, O. Uncertainty propagation in VNIR reflectance spectroscopy soil organic carbon mapping. *Geoderma*, 199:54-63, 2013.
- CAMBARDELLA, C.A.; MOORMAN, T.B.; NOVAK, J.M.; PARKIN, T.B.; KARLEN, D.L.; TURCO, R.F. & KONOPKA, A.E. Field scale variability of soil properties in central Iowa soils. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 58:1501-1511, 1994.
- DALMOLIN, R.S.D.; GONÇALVES, C.N.; KLAMT, E. & DICK, D.P. Relação entre os constituintes do solo e seu comportamento espectral. *Ci. Rural*, 35:481-489, 2005.
- DEMATTÊ, J.A.M.; TERRA, F. & QUARTAROLI, C.F. Spectral behavior of some modal soil profiles from São Paulo State, Brazil. *Bragantia*, 71:413-423, 2012.
- DEMATTÊ, J.A.M. Characterization and discrimination of soils by their reflected electromagnetic energy. *Pesq. Agropec. Bras.*, 37:1445-1458, 2002.
- DEMATTÊ, J.A.M. & GARCIA, G.J. Alteration of soil properties through a weathering sequence as evaluated by spectral reflectance. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 63:327-342, 1999.
- EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA - EMBRAPA. Manual de métodos de análise de solo. 2.ed. Rio de Janeiro, 1997. 212p.
- FIORIO, P.R. & DEMATTÊ, J.L.M. Orbital and laboratory spectral data to optimize soil analysis. *Sci. Agric.*, 66:250-257, 2009.
- LEVENE, H. Robust tests for equality of variances. In: OLKIN, I., ed. Contributions to probability and statistics: essays in honor of Harold Hotelling. Palo Alto, Stanford University Press, 1960. p.278-292.
- LI, D.; CHEN, X.; PENG, Z.; CHEN, S.; CHEN, W.; HAN, L. & LI, Y. Prediction of soil organic matter content in a litchi orchard of South China using spectral indices. *Soil Till. Res.*, 123:78-86, 2012.
- MCBRATNEY, A.B.; ODEH, I.O.A.; BISHOP, T.F.A.; DUNBAR, M.S. & SHATAR, T.M. An overview of pedometric techniques for use in soil survey. *Geoderma*, 97:293-327, 2000.
- MIGUEL, P.; DALMOLIN, R.S.D.; PEDRON, F.A.; SAMUEL-ROSA, A.; MEDEIROS, P.; MOURA-BUENO, J.M. & BALBINOT, A. Solo e dinâmica de ocupação das terras em áreas do Rebordo do Planalto do Rio Grande do Sul. *R. Bras. Agroci.*, 17:447-455, 2011.
- NANNI, M.R. & DEMATTÊ, J.A.M. Spectral reflectance methodology in comparison to traditional soil analysis. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 70:393-407, 2006.
- PEDRON, F.A.; DALMOLIN, R.S.D.; AZEVEDO, A.C. & POELKING, E.L. Utilização do sistema de avaliação do potencial de uso urbano das terras no diagnóstico ambiental do município de Santa Maria, RS. *Ci. Rural*, 36:468-477, 2006.
- R CORE TEAM. R: A Language and Environment for Statistical Computing. R Foundation for Statistical Computing. Vienna, 2012.
- SAMUEL-ROSA, A.; DALMOLIN, R.S.D. & MIGUEL, P. Building predictive models of soil particle-size distribution. *R. Bras. Ci. Solo*, 37:422-430, 2013.
- SARTORI, P.L.P. Geologia e geomorfologia de Santa Maria. *Ci. Amb.*, 38:19-42, 2009.
- SOUZA JUNIOR, J.G.; DEMATTÊ, J.A.M. & ARAÚJO S.R. Modelos espectrais terrestres e orbitais na determinação de teores de atributos dos solos: Potencial e custos. *Bragantia*, 70:610-621, 2011.
- SUDDUTH, K.A.; KITCHEN, N.R.; SADLER, E.J.; DRUMMOND, S.T. & MYERS D.B. VNIR spectroscopy estimates of within-field variability in soil properties. In: VISCARRA ROSSEL, R.A.; McBRATNEY, A.B. & MINASNY, B., eds. Proximal soil sensing. New York, Springer, 2010. p.153-163.
- TIAN, Y.; ZHANG, J.; YAO, X.; CAO, W. & ZHU, Y. Laboratory assessment of three quantitative methods for estimating the organic matter content of soils in China based on visible/near-infrared reflectance spectra. *Geoderma*, 202-203:161-170, 2013.
- VASQUES, G.M.; GRUNWALD, S. & SICKMAN, J.O. Comparison of multivariate methods for inferential modeling of soil carbon using visible/near-infrared spectra. *Geoderma*, 146:14-25, 2008.
- WEBSTER, R. & OLIVER, M.A. Geostatistics for environmental scientists. Chichester, John Wiley & Sons, 2001.
- WETTERLIND, J.; STENBERG, B. & SODERSTROM, M. The use of near infrared (NIR) spectroscopy to improve soil mapping at the farm scale. *Prec. Agric.*, 9:57-69, 2008.