

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA
CENTRO DE CIÊNCIAS RURAIS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DO SOLO**

**FUNÇÕES DE PEDOTRANSFERÊNCIA DO SOLO:
ESTIMATIVA POR RADIOMETRIA**

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

André Carnieletto Dotto

Santa Maria, RS, Brasil

2012

FUNÇÕES DE PEDOTRANSFERÊNCIA DO SOLO: ESTIMATIVA POR RADIOMETRIA

André Carnieletto Dotto

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado do Programa de Pós-Graduação em Ciência do Solo, Área de Concentração em Processos físicos e morfogenéticos do solo, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para obtenção do grau de **Mestre em Ciência do Solo**.

Orientador: Prof. Dr. Ricardo Simão Diniz Dalmolin

**Santa Maria, RS, Brasil
2012**

Ficha catalográfica elaborada através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Central da UFSM, com os dados fornecidos pelo(a) autor(a).

Carnieletto Dotto, Andre
FUNÇÕES DE PEDOTRANSFERÊNCIA DO SOLO: ESTIMATIVA POR
RADIOMETRIA / Andre Carnieletto Dotto.-2012.
68 p.; 30cm

Orientador: Ricardo Simão Diniz Dalmolin
Coorientador: Fabrício de Araújo Pedron
Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Santa
Maria, Centro de Ciências Rurais, Programa de Pós-
Graduação em Ciência do Solo, RS, 2012

1. textura do solo 2. reflectância espectral 3.
mapeamento digital do solo I. Simão Diniz Dalmolin,
Ricardo II. de Araújo Pedron, Fabrício III. Título.

© 2012

Todos os direitos reservados a André Carnieletto Dotto. A reprodução de partes ou do todo deste trabalho só poderá ser feita mediante a citação da fonte.

**Universidade Federal de Santa Maria
Centro de Ciências Rurais
Programa de Pós-Graduação em Ciência do Solo**

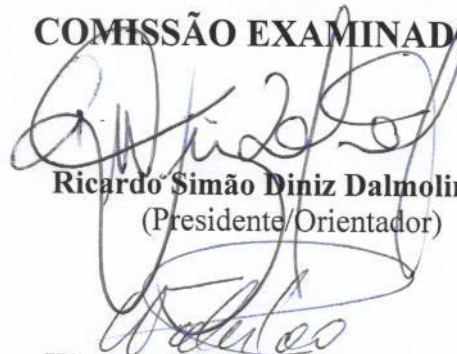
A Comissão Examinadora, abaixo assinada,
aprova a Dissertação de Mestrado

**FUNÇÕES DE PEDOTRANSFERÊNCIA DO SOLO:
ESTIMATIVA POR RADIOMETRIA**

elaborado por
André Carnieletto Dotto

como requisito parcial para obtenção do grau de
Mestre em Ciência do Solo

COMISSÃO EXAMINADORA:



Ricardo Simão Diniz Dalmolin, Dr.
(Presidente/Orientador)



Waterloo Pereira Filho, Dr. (UFSC)



Alexandre ten Caten, Dr. (UFSC)



Fabrício de Araújo Pedron, Dr. (UFSC)

Santa Maria, 11 de Outubro de 2012.

A todas as pessoas que torcem pelo meu sucesso.

Dedico.

AGRADECIMENTOS

Agradeço à natureza, pelo fenômeno da vida, pela oportunidade de poder vivenciar a beleza do universo.

Agradeço à fé, por ter colocado Deus na minha vida, o qual está sempre comigo me abençoando.

Agradeço ao meu orientador, o Prof. Ricardo Simão Diniz Dalmolin, pela orientação, ensinamentos, confiança em mim depositada e pela amizade. Tenha a certeza que você é um exemplo de caráter e profissional pra mim.

Agradeço ao amor, dos meus pais Jurema e José, que estão sempre transmitindo a energia positiva que eu preciso para continuar me dedicando nos estudos e seguir em busca dos meus objetivos; dos meus irmãos Ana Caline, Caroline e Anderson, que são as pessoas mais maravilhosas que eu conheço.

Agradeço outra vez ao amor, por ter-me encontrado, esse sentimento que a cada dia que passa fica mais forte e visível e por isso eu digo que você é parte da minha vida, Daiana Baldoni.

Agradeço à UFSM, por ter me educado, como um pai educa um filho; ao Programa de Pós-Graduação em Ciência do Solo pela oportunidade de realização do mestrado.

Agradeço aos professores da banca Prof. Waterloo Pereira Filho, pela colaboração, ao Prof. Fabrício de Araújo Pedron pela coorientação da dissertação e ao Prof. Alexandre ten Caten pela disponibilidade, pelos momentos de discussão e pelo auxílio sempre que precisei.

Agradeço ao Prof. José A. M. Demattê e seus alunos orientados pelo apoio e auxílio.

Agradeço à ajuda, dos meus colegas e amigos de laboratório, Pablo, Alessandro, Jean, Luis, Michelle, Ândrea, Vanessa, Gabriel, Marcelo, Sara, Lorenzo e outros, pela convivência e companheirismo.

Agradeço ao carinho dos amigos, por estarem ao meu lado nos momentos de descontração.

Agradeço à inteligência, por ter me proporcionado realizar essa dissertação.

Agradeço à saúde, para poder desfrutar a alegria de saborear a vida.

Agradeço a CAPES pela concessão da bolsa.

Agradeço as pessoas que, de uma maneira ou de outra, auxiliaram na realização dessa dissertação.

*“Soil does far more than support farming and forestry.”
Save our soil*

*Steve Banwart
Frase do texto publicado na revista Nature em Junho de 2011.*

RESUMO

Dissertação de Mestrado
Programa de Pós-Graduação em Ciência do Solo
Universidade Federal de Santa Maria

FUNÇÕES DE PEDOTRANSFERÊNCIA DO SOLO: ESTIMATIVA POR RADIOMETRIA

AUTOR: ANDRÉ CARNIELETTO DOTTO

ORIENTADOR: RICARDO SIMÃO DINIZ DALMOLIN

Data e Local da Defesa: Santa Maria, 11 de outubro de 2012.

Na análise tradicional do solo muitas técnicas são utilizadas na tentativa de determinar suas propriedades físicas e químicas. A radiometria aparece como uma técnica alternativa e promissora na análise de propriedades do solo. Essa técnica tem demonstrado grande potencial na identificação e quantificação de determinadas propriedades do solo. Trata-se, de uma ferramenta não destrutiva, não poluidora, com capacidade de coleta de dados em grandes dimensões espaciais com relativa velocidade. A radiometria pode, em muitos casos, ser mais simples do que a análise tradicional do solo e em várias ocasiões, mais precisa. O principal objetivo desse trabalho foi determinar funções de pedotransferência para as propriedades do solo tendo como base os dados da radiometria. Observou-se que a heterogeneidade do solo diminui a precisão dos modelos, porém foi possível construir funções de predição para o teor de argila, areia, silte e matéria orgânica do solo a partir da radiometria com um nível de predição dos modelos aceitável. Considerando que, na predição das propriedades do solo utilizando a radiometria, não há gastos com reagentes e menos recursos investidos além do tempo de análise menor que a análise tradicional, os resultados apresentados foram promissores.

Palavras-chave: textura do solo, reflectância espectral, mapeamento digital do solo.

ABSTRACT

Master Dissertation
Graduate Program in Soil Science
Federal University of Santa Maria

PEDOTRANSFER FUNCTIONS OF SOIL: ESTIMATION BY RADIOMETRY

AUTHOR: ANDRÉ CARNIELETTO DOTTO

ADVISOR: RICARDO SIMÃO DINIZ DALMOLIN

Date and Local of the Defense: Santa Maria, October 11th 2012.

The traditional soil analysis many techniques are used in order to determine the physical and chemical properties of the soil. The radiometry appears as a promising alternative technique in the analysis of soil properties. This technique has demonstrated great potential for identification and quantification of certain properties of the soil. It is a non-destructive and non-polluting tool, with the ability to collect data on large spatial dimensions with relative speed. The radiometry may in cases be simpler than the traditional analysis of the soil and on various occasions, more accurately. The main objective of this study was to determine pedotransfer functions to soil properties based on radiometric data. It was observed that the heterogeneity of the soil decreases the accuracy of the models, however it was possible to construct prediction functions for the content of sand, silt, clay and soil organic matter from the radiometry with a level of prediction models acceptable. Considering that, in the prediction of soil properties using radiometry, there is no reagents spending and less resource invested beyond the analysis time shorter than the traditional analysis, the results were promising.

Keywords: soil texture, spectral reflectance, digital soil mapping.

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	11
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	13
2.1 Pedometria.....	13
2.2 Radiometria do solo.....	14
2.3 Pedometria e o mapeamento digital do solo (MDS)	17
2.4 A radiometria na estimativa do teor de argila do solo	19
2.5 A radiometria na estimativa da matéria orgânica do solo	20
2.6 Técnicas estatísticas aplicadas à reflectância espectral do solo	21
2.7 Funções de Pedotransferência.....	24
3 HIPÓTESE	26
4 OBJETIVOS.....	27
4.1 Objetivo geral	27
4.2 Objetivos específicos.....	27
5 CAPÍTULO 1 A REFLECTÂNCIA ESPECTRAL DO SOLO NA PREDIÇÃO DE DIFERENTES CLASSES DE TEXTURA	28
5.1 Introdução	28
5.2 Material e Métodos.....	29
5.3 Resultados e Discussão	34
5.4 Conclusão.....	42
6 CAPÍTULO 2 A REFLECTÂNCIA ESPECTRAL NA ESTIMATIVA DA TEXTURA E MATÉRIA ORGÂNICA DO SOLO	43
6.1 Introdução	43
6.2 Material e Métodos.....	44
6.3 Resultados e Discussão	49
6.4 Conclusão.....	56
7 CONSIDERAÇÕES FINAIS	57
8 REFERÊNCIAS	58
9 ANEXOS.....	66

1 INTRODUÇÃO

O solo é um sistema heterogêneo cujos processos e mecanismos são complexos e de difícil compreensão. Na análise tradicional do solo muitas técnicas são utilizadas na tentativa de determinar suas propriedades físicas e químicas, muitas vezes sem considerar a complexa interação dos seus componentes. Historicamente nosso entendimento do sistema solo e avaliação de sua qualidade e função foram adquiridos através do apoio de análise laboratorial.

Dentro da ciência do solo existe uma demanda cada vez maior por informações quantitativas para fins de mapeamento de solos, monitoramento ambiental e principalmente para a agricultura de precisão. A radiometria, de acordo com Ben-Dor et al. (2009), está ocupando espaço e sendo uma opção na análise de propriedades do solo tornando-se um marco importante e promissor na ciência do solo.

Segundo Stoner e Baumgardner (1981) a radiometria pode ser definida como um conjunto de técnicas utilizadas para medir quantitativamente a energia radiante, e os sistemas utilizados para a medida desta energia são os espectroradiômetros. A radiometria é uma área de pesquisa comum em pedometria e é um exemplo da utilização de novas ferramentas e técnicas para análise das propriedades do solo (MINASNY e MCBRATNEY, 2008). Essa técnica está sendo considerada como alternativa possível para melhorar ou substituir os métodos de análise tradicionais realizados no laboratório (VISCARRA ROSSEL et al., 2006).

A radiometria tem algumas vantagens sobre as técnicas tradicionais de análise do solo, pois pode ser mais rápida e menos onerosas com a mesma eficiência, principalmente quando um grande número de análises é necessário (STENBERG et al., 2010). Além disso, nessa técnica não há demora no pré-processamento ou a utilização de reagentes químicos prejudiciais para o ambiente (MCBRATNEY et al., 2006; VISCARRA ROSSEL e BEHRENS, 2010).

No entanto, a radiometria apresenta algumas limitações, uma delas, devido ao custo para aquisição do espectroradiômetro e também por ser uma técnica ainda pouco difundida com necessidade premente de mais pesquisas. Ainda há poucos pesquisadores no Brasil dedicados a essa técnica, mostrando que essa proposta de mudança de análise de determinadas propriedades do solo precisa de mais investimentos e melhorias principalmente no nível de predição e nas relações de dependência espacial para estabelecer relações de pedotransferência.

A radiometria está, cada vez mais, ganhando importância em determinadas aplicações dentro da ciência do solo. A razão para isso certamente está no potencial de simplificar os procedimentos no laboratório, além disso, a verificação leva questão de segundos, e os diversos parâmetros podem ser estimados a partir de uma única leitura.

Mas se essa técnica é simples e direta quanto parece, pode-se perguntar por que a radiometria não é amplamente utilizada na análise do solo, ou por que o trado tradicional ainda não foi substituído por um espectroradiômetro portátil? A primeira razão é que os valores dos parâmetros não podem ser interpretados diretamente da região do espectro gerado pelo espectroradiômetro. Para serem úteis em termos quantitativos, os espectros têm de ser relacionados com um conjunto de amostras de referência conhecidos através da calibração de uma função de predição.

O investimento em pesquisas e o aperfeiçoamento em radiometria deverão gerar inúmeros benefícios como melhoria em serviços prestados a comunidade (VISCARRA ROSSEL e MCBRATNEY, 2008), produtos e patentes. A agricultura de precisão, por exemplo, poderá ser uma das beneficiadas, pois demanda de muitas informações de solos, que atualmente são obtidas pelo método tradicional de análise de solo.

As propriedades do solo frequentemente analisadas na radiometria são matéria orgânica do solo (MOS), óxidos de ferro e argila (DEMATTE, 2002; DALMOLIN et al., 2005), porém o potencial de se obter outras informações, é muito grande (SHEPHERD e WALSH, 2002; MCBRATNEY et al., 2006). Muitos estudos mostram resultados promissores com desenvolvimento dessa técnica o que a qualifica como uma alternativa viável e benéfica para a ciência do solo (GUERRERO et al., 2010; SUMMERS et al., 2011).

Diante do exposto, esse trabalho concentrou-se em propriedades como a MOS e a composição granulométrica do solo para comparar os métodos tradicionais de análise do solo realizado nos laboratórios com a técnica da radiometria. Com isso, buscou-se aumentar as informações com a finalidade de gerar funções de pedotransferência com qualidade e compatível com um grande número de amostras.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 Pedometria

A pedometria é uma das mais novas disciplinas da ciência do solo. Utilizada desde os tempos de Hans Jenny, mesmo que de maneira rudimentar, alcançou seu máximo desenvolvimento a partir do início da década de 1990 (WEBSTER, 1994). O termo pedometria foi proposto tentando cobrir duas idéias principais. A primeira delas está relacionada à parte da mensuração, do grego *metron* (medida), sendo restrita aos métodos quantitativos matemáticos e estatísticos. A segunda delas está relacionada ao solo, do grego *pedos* (solo) (MCBRATNEY et al. 2000). Segundo Hengl (2003) a mais recente definição de pedometria é a aplicação de métodos matemáticos e estatísticos para a modelagem quantitativa dos solos, com o objetivo de analisar a sua distribuição, propriedades e comportamentos.

A aplicação das diferentes técnicas pedométricas depende da finalidade, resolução e configuração da pesquisa para a utilização final das informações. As principais ferramentas utilizadas na pedometria são a geoinformação, as informações do solo e a estatística tradicional (modelos lineares generalizados, redes neurais, árvores de decisão, regressão, componentes principais) (Figura 1).

Mundialmente a pedometria é promovida e compartilhada através de publicações, conferências e workshops organizados pelo Grupo Internacional de Trabalho sobre Pedometria, da União Internacional de Ciência do Solo (IUSS). De acordo com ten Caten et al. (2012), o desenvolvimento da pedometria é também resultado de avanços tecnológicos, técnicas de sensoriamento remoto, posicionamento global de satélites e ao acesso à informação através da rede mundial de computadores.

No Brasil foi recentemente criada, pela Sociedade Brasileira de Ciência do Solo (SBCS), a Comissão Especializada em Pedometria dentro da divisão Solo no Espaço e no Tempo. Com isso, a pedometria passa a fazer parte da estrutura de ensino e pesquisa, devendo ser fortalecida por sua significância e pelo desenvolvimento de novas técnicas e equipamentos.



Figura 1 – Diagrama de interdisciplinaridade da pedometria. Adaptado de Hengl (2003).

2.2 Radiometria do solo

O propósito da radiometria é determinar a relação entre a reflectância espectral do solo (RES), expressos na forma de curvas espectrais obtidas por sensores remotos ou proximais, com propriedades do solo como granulometria, MOS, cor do solo, umidade entre outras (DEMATTÊ et al., 2004; DALMOLIN, 2002).

Na ciência do solo a radiometria tem sido utilizada desde os anos sessenta e setenta (BOWERS e HANKS, 1965; BECK, 1975). A partir do final da década de noventa, inúmeros trabalhos têm demonstrado a eficiência da RES (DEMATTÊ e GARCIA, 1999; CHANG et al., 2001; SHEPHERD e WALSH, 2002; DALMOLIN, 2002), deixando de ser apenas uma possível metodologia com potencial, tornando-se um realidade. O desenvolvimento de pesquisas relacionadas com a RES teve um considerado avanço quando a agricultura de precisão ganhou popularidade (DEMATTÊ e GARCIA, 1999; VISCARRA ROSSEL et al., 2006). Nos últimos anos, o aumento da quantidade de trabalhos publicados associado as propriedades do solo e a RES (BELLINASSO, 2009; VISCARRA ROSSEL et al., 2010; TERRA, 2011) deve-se, provavelmente, a disponibilidade dos equipamentos, associado a maior demanda, oportunidades de pesquisa e aplicação da técnica.

Com a radiometria, de acordo com Cohen et al. (2007), é possível estimar várias propriedades do solo, incluindo o carbono orgânico que por técnicas tradicionais é oneroso e requer grande quantidade de reagentes químicos. Nesse sentido, a radiometria aponta como uma técnica alternativa na análise de solos, sendo rápida e sem utilização de reagentes químicos, com o potencial de substituir as análises tradicionais (VISCARRA ROSSEL et al., 2006; DEMATTÊ et al., 2006; BEN-DOR et al., 2008; VASQUES et al., 2008).

Além disso, o conhecimento da composição mineralógica é essencial para avaliar a RES, devido às várias feições de absorção e a influência nas curvas espectrais (DALMOLIN et al., 2005). Assim, de maneira geral os autores citam que solos de textura arenosa tendem a ter maior reflectância, pois possuem constituição mineralógica rica em quartzo e geralmente com baixos teores de MOS, óxidos de ferro e menor conteúdo de água.

O *Commonwealth Scientific and Industrial Research Organisation* (CSIRO) da Austrália, fornece o serviço de análise de solo pela radiometria a um custo aproximadamente 83% menor do que o custo nos laboratórios de análise tradicional. A *Australian Centre for International Agricultural Research* (ACIAR), da Austrália, afirma que usando esta tecnologia o custo da análise de solos por amostra pode ter uma redução de 99% (RAMÍREZ-LÓPEZ, 2009). De modo recente, tem-se reconhecido que a radiometria dos solos é uma poderosa ferramenta que pode diminuir de forma significativa o impacto do custo das análises (VISCARRA ROSSEL e MCBRATNEY, 2008).

Os dois maiores custos associados à análise das propriedades do solo por meio da radiometria são, o investimento inicial do espectroradiômetro e o desenvolvimento de uma base de dados espectrais (biblioteca espectral) necessários para ajustar os modelos (VISCARRA ROSSEL e MCBRATNEY, 2008). Existem várias bibliotecas espectrais de solos (SHEPERD e WALSH, 2002; BELLINASSO et al., 2010) que constitui uma fonte potencial para desenvolver novas funções de pedotransferência (FPT).

De acordo com Bellinasso (2009) as bibliotecas espectrais são formadas a partir do armazenamento digital de dados provenientes da radiometria e aplicadas sobre diferentes amostras de solos. Além disso, quando as bibliotecas estão associadas à construção de FPT, essas servem como suporte para quantificação e predição das propriedades do solo (SHEPHERD e WALSH, 2002). A utilização das bibliotecas espectrais como ferramenta em estudos pedológicos, levantamentos, mapeamento e classificação dos solos ainda é incipiente (VISCARRA ROSSEL e WEBSTER, 2011).

Uma iniciativa para desenvolver uma biblioteca espectral mundial de solos foi iniciada em 2008 pela IUSS com a formação o *Working Group on Proximal Soil Sensing*. Sua

finalidade é permitir uma maior interação e colaboração entre cientistas e engenheiros com um interesse comum na aplicação das tecnologias para o estudo dos processos do solo e da sua variabilidade (VISCARRA ROSSEL, 2009).

A Comunidade Européia dispõe de uma biblioteca espectral, disponibilizada pelo programa *Seventh Framework Programme*. Nesse programa existem dois grandes projetos em desenvolvimento chamados iSoil (<http://www.isoil.info>) e Digisoil (www.digisoil.brgm.fr), que visam divulgar o sensoriamento proximal de propriedades do solo e o mapeamento digital de solos. Os projetos, financiados em cerca de 3,5 milhões de Euros cada, abrangem vários países europeus com alguns consultores científicos externos na iniciativa de promover a pedometria no âmbito mundial.

Com isso o sensoriamento proximal tem despertado bastante interesse de pesquisadores de solos já que possui algumas vantagens sobre as análises tradicionais. Segundo Shepherd e Walsh (2002), esta é uma das técnicas mais eficientes, econômicas, reproduzíveis e disponíveis no século 21. McBratney et al., (2006) relatam que com a leitura da RES podem ser obtidos propriedades físicas, químicas e biológicas do solo, desde que se tenham FPT calibradas para extrair estas informações.

A grande barreira que afeta o desempenho da técnica da radiometria no solo é a dificuldade de predição das FPT. Segundo Jenny (1994) o solo é uma função dos seus fatores de formação, e que, cada solo apresenta uma grande diferença de teores ou valores dependendo de sua composição, promovendo a incerteza dos modelos de predição.

Por isso, uma ampla variabilidade de um conjunto de amostras de solos heterogêneos desafia a metodologia. Para Sousa Junior et al. (2011) a maioria das pesquisas desenvolvidas até o momento envolve um número limitado de amostras ou é proveniente de regiões com classes similares de solos. Esses autores afirmam que, para que a RES seja utilizado como método analítico de análise para fins comerciais é necessário primeiramente, que vários tipos de solos em diferentes regiões sejam avaliados. Portanto, há uma tendência de expandir a aplicação dessa técnica para escala regional, nacional ou mesmo global (BROWN, 2007).

Essa diversidade de materiais presentes nos solos promove uma incessante busca por uma FPT para cada propriedades. Além disso, devem-se buscar informações necessárias dentro da melhor relação custo benefício, originando dados com qualidade, os quais podem estar disponíveis para utilização em bancos de dados (MCBRATNEY et al., 2006, BELLINASSO, 2009).

A RES pode ser obtida em dois níveis: terrestre ou proximal, utilizando sensores no laboratório, campo ou a bordo de aeronaves ou satélites (DALMOLIN, 2002). As faixas

espectrais empregadas na reflectância dos solos são os comprimentos de onda correspondentes ao visível (VIS) de 350 a 700 nm e do infravermelho próximo (IVP) de 700 a 2500 nm (STONER e BAUMGARDNER, 1981; VISCARRA-ROSSEL e WEBSTER, 2011;). Acompanhando o desenvolvimento de novas tecnologias relacionadas à abrangência espectral dos sensores, os comprimentos de onda referentes ao infravermelho médio (IVM) de 2500 a 25000 nm, têm sido atualmente empregados com o mesmo propósito na avaliação e interpretação das propriedades do solo de forma eficaz (REEVES, 2010; MCDOWELL et al., 2012).

2.3 Pedometria e o mapeamento digital do solo (MDS)

Existe uma diferença significativa entre as abordagens tradicionais (mapeamento tradicional) e as novas metodologias para mapeamento de solos (MDS). Segundo McBratney et al., (2007) o MDS pode ser definido como a criação e a disseminação de sistemas de informação espacial em solos por modelos numéricos, inferindo a variação espacial e temporal dos tipos de solos e de suas propriedades, a partir de observações e conhecimento dos solos e de variáveis ambientais correlacionadas. Na prática, a pedometria envolve uma série de estudos em ciência do solo, havendo sobreposição com muitas disciplinas e áreas do conhecimento. Um dos principais exemplos de aplicação da pedometria é o MDS (TEN CATEN et al., 2012).

O mapeamento de classes de solos empregando técnicas de MDS é recente no país. Segundo Ten Caten et al. (2012) somente após o 2º Workshop Global em Mapeamento Digital de Solos realizado em 2006 no Rio de Janeiro, os cientistas do solo do país deram a devida importância para os métodos e técnicas empregados no MDS. O MDS expandiu-se significativamente nos últimos anos devido aos avanços de informações e tecnologias de sensoriamento remoto, computação, estatística, sistemas de posicionamento global e sistemas de medição (VISCARRA ROSSEL e MCBRATNEY, 2008; VISCARRA ROSSEL et al., 2010; TEN CATEN, 2011a).

Em MDS, a geoestatística tornou-se fundamental, com capacidade de explicar as relações entre a paisagem e as propriedades do solo, propiciar rapidez, facilitar ajustes em mapas de solos, proporcionar melhor representação das mudanças das propriedades dos solos, disponibilizar produtos de informações digitais, reduzir custos, e também pode fornecer

mapas de erros padrão de predição (VISCARRA ROSSEL e MCBRATNEY, 2008). Nesse caso, o desenvolvimento do MDS depende principalmente da adequação e ajustando dos procedimentos e da utilização de ferramentas como o solo, a topografia, a geologia e métodos geoestatísticos dentro de um sistema de informações geográficas, o que permite uma caracterização eficiente do solo e suas propriedades (SCULL et al., 2005).

Embora o MDS apresentar-se como uma tecnologia potencialmente eficaz e de baixo custo, comparada com o mapeamento tradicional, ainda não é rotineiramente utilizada em levantamentos de solos. Vários trabalhos procuram melhor rotinas e aprimorar a eficiência em MDS, como por exemplo, Hengl et al. (2007) que comparam mapas de classe de solos existentes para melhorar o detalhe espacial da classe de solo interpoladas diminuindo a necessidade de coleta de dados no campo. Ten Caten et al. (2011a) buscaram métodos mais eficazes para determinação do padrão de distribuição de classes de solos na paisagem, possibilitando determinar a probabilidade de sua distribuição espacial usando classes no primeiro e no segundo nível categórico do SiBCS.

O mapeamento preditivo do solo depende das relações entre, os dados de sensoriamento remoto, do modelo digital de elevação e do terreno, da geologia e do uso da terra. Para Wetterlind et al. (2008b) os resultados demonstram que as FPT para MOS e argila resultaram em predições com pequenos erros e há um considerável potencial para diminuição do custo do mapeamento digital do solo em grande escala, com base em calibrações na região do IFP. Além disso, o MDS tem potencial para ampliar esses resultados realizando o mapeando das várias propriedades do solo. Mas para que isso aconteça, deve-se melhorar a qualidade de predição das FPT desenvolvidas pela radiometria. A partir de então, aumenta a necessidade de desenvolver pesquisas na tentativa de alcançar uma melhor compreensão da variabilidade e complexidade do solo.

Com o advento dos sensores remotos e por eles permitirem medições em campo ou em laboratório, surgiu uma importante linha de pesquisa para caracterização dos solos utilizando a reflectância (BROWN et al., 2006). Porém, a análise da RES em nível de laboratório conduz a resultados com melhores predições e mais rápidos comparados com a análise em nível orbital (VISCARRA ROSSEL et al., 2006; REEVES, 2010; GUERRERO et al., 2010). Por isso, expandir estas abordagens para todas as propriedades do solo que tradicionalmente são determinadas em laboratório ajudaria a melhorar o ajuste das funções que são utilizadas no MDS.

A radiometria proporcionar novas oportunidades para coleta de dados que auxiliam na construção de mapas do solo. Em vista disso, a radiometria é considerada uma técnica

emergente no mapeamento. No entanto, Grunwald et al. (2007) chama atenção para as incertezas das FPT que podem condicionar ou limitar o uso de tais informações no MDS.

O MDS utiliza as observações do solo, por exemplo, descrições de perfil, análise química, levantamento de solos, variáveis ambientais, modelo digital do terreno e mais recentemente a radiometria. Como a coleta de dados de solo são escassos e caros, e também há necessidade de reduzir o custo com o MDS é importante definir estratégias para a utilização da radiometria já que no futuro essas duas técnicas atuarão em conjunto. Lagacherie e McBratney (2007) acreditam que o MDS ajudará a sociedade a aprimorar as informações, o conhecimento e a sabedoria relacionados ao solo.

2.4 A radiometria na estimativa do teor de argila do solo

As predições das propriedades do solo têm motivado muitos estudos na tentativa de determinar FPT. Várias propriedades do solo podem ser preditas por meio da RES entre elas estão a MOS e a textura do solo (STENBERG et al., 2010; BRICKLEMYER e BROWN, 2010). Como a RES é diretamente influenciada pelo tamanho de partícula e pela propriedade da superfície e a textura do solo pode ser considerada como uma das propriedades mais explorada na radiometria (STENBERG et al., 2010).

Em relação à textura do solo, os estudos estão focados na fração argila devido a sua importância e influência em várias propriedades físicas e químicas do solo. Dalmolin (2002) encontrou bandas importantes relacionadas à presença de argila e a composição da mesma, mostrando a importância da RES no estudo da fração argila no solo. Os teores de argila influenciam a região espectral entre 400 nm e 2500 nm, sendo que a fração argila pode ser identificada em algumas regiões específicas. Nas regiões de 520 e 600 nm, 1150 e 1300 nm e 2030 a 2035 nm estão definidas como as melhores regiões para estimar os teores de argila segundo alguns autores (CHANG et al., 2001; DALMOLIN et al., 2002; DEMATTE et al., 2007; VISCARRA ROSSEL et al., 2010; STENBERG et al., 2010).

Em estudo recente, Viscarra Rossel e Behrens (2010) determinaram o teor de argila do solo usando a regressão dos mínimos quadrados parciais a partir da RES e encontraram uma predição de modelos com coeficientes de determinação entre 0,75 e 0,88. Stenberg (2010) utilizando um espectroradiômetro em laboratório afirmou que, a previsão do teor de argila é bastante variável, por exemplo, devido à diferença dos tipos de solos observados. Nesse

estudo esse autor encontrou valores de R^2 variando de 0,86 a 0,93. Sousa Junior et al. (2011) estimaram propriedades químicas e físicas de solos, inclusive o teor de argila, gerados a partir da RES obtendo um R^2 para previsão do teor de argila de 0,70 captadas por um espectrorradiômetro em laboratório. Em nível orbital, esses autores obtiveram um valor de R^2 menor que 0,57 para estimar o teor de argila. Moauzen et al. (2005) observaram que a análise discriminante permite classificar o solo em classes de textura usando a RES. Essas classes de textura apresentaram modelos com $R^2 > 0,80$ sendo que solos argilosos tiveram a melhor predição. Cohen et al. (2007) demonstraram que na RES o erro na predição dos modelos eram, em alguns casos, menor do que as taxas de erro da análise laboratorial tradicional. Para Stenberg et al. (2010) a baixa variação no teor de argila no solo poderia melhorar a predição dos modelos e alcançar valores de R^2 adequados.

2.5 A radiometria na estimativa da matéria orgânica do solo

A metodologia tradicional realizada em laboratório para determinação da MOS é, além de caro, um dos métodos mais poluentes e demorados (DEMATTE et al., 2011). Novas tecnologias na determinação do teor de MOS são prementes, pois permitiriam economia de tempo e reagentes. MOS e teor de argila são as propriedade mais estudadas utilizando a técnica da reflectância do VIS-IFP. Segundo Dalmolin (2002), a MOS influencia várias características químicas e físicas do solo, e por isso, tem grande destaque na RES.

O desempenho dos modelos para a MOS ou para o carbono orgânico do solo (COS) é muito variável (VASQUES et al., 2008; BELLINASSO, 2009; STENBERG, 2010; DEMATTE et al., 2011; LI et al., 2012). Há várias explicações possíveis para isso. Com o aumento do teor de MO no solo o mesmo torna-se escuro causando uma maior absorção de radiação eletromagnética, e conseqüentemente uma reflectância menor, sendo que a presença da MOS diminui o albedo ao longo da região do visível até o infravermelho próximo (DALMOLIN et al., 2005). Diversas propriedades do solo como textura, umidade e mineralogia, podem influenciar a absorção da radiação eletromagnética causando variação da reflectância e na precisão dos modelos, podendo mascarar o comportamento da MOS.

Existem inúmeras regiões do espectro para predição da MOS sendo que, conforme vários trabalhos encontrados na literatura (DALMOLIN et al., 2002; DEMATTE et al., 2002;

STENBERG et al., 2010), as principais regiões são 500 a 1150 nm, 760 a 900 nm, 400 a 780 nm, 1100 nm, 1600 nm, 1700 a 1800 nm, 2000 nm e 2200 a 2400 nm

A radiometria busca reduzir os custos e o tempo da análise da MOS e de outras propriedades do solo. Na predição dos modelos algumas transformações de pré-processamento e técnicas de calibração são utilizadas para analisar a RES. Porém, muita incerteza ainda existe na modelagem preditiva da MOS. Metodologias e modelos para a predição da MOS são encontrados tanto na região do VIS-IFP quanto no IFM.

Viscarra Rossel e Behrens (2010) comparam diferentes técnicas estatísticas para predição da MOS na região do VIS-IFP, porém na região do IFM pode-se produzir predições ainda melhores. Viscarra Rossel et al. (2006) usaram a RES do VIS, do IFP e do IFM, ou a combinação VIS-IFP-IFM para a avaliação da MOS e encontraram um modelo com um R^2 de 0,60 na região do VIS, 0,60 na região do IFP, 0,73 na região do IFM e 0,72 na combinação de toda região do espectro. Isso demonstra que a região do IFM pode ser mais explorada na pesquisa da RES.

De acordo com Dalmolin (2002) a reflectância dos Latossolos é afetada principalmente pelo teor de MOS, ao longo do espectro sendo que as melhores regiões para predição da MOS são dependentes do tipo e solo e também do sensor utilizado. Li et al. (2012) na predição do teor de MOS em um pomar no sul da China encontrou um R^2 de 0,81 usando análise de regressão dos mínimos quadrados parciais utilizando a região do VIS-IFP.

Para a MOS, os estudos indicam que uma FPT para um conjunto de amostras de solos homogêneos tem uma predição adequada, porém, o desenvolvimento de uma FPT geral para todos os tipos de solo está longe de ser alcançado. A capacidade de generalização dos modelos é, portanto, uma questão importante que requer mais atenção.

A técnica da RES cresceu muito nos últimos anos. E esse aumento significativo das pesquisas reflete-se na necessidade de melhorar a predição das FPT. Para que essa necessidade seja reparada é preciso continuar quantificando a MOS e outras propriedades do solo, e com isso, ampliar a biblioteca espectral global (BELLINASO, 2009).

2.6 Técnicas estatísticas aplicadas à reflectância espectral do solo

As diversas aplicações da RES estão bem definidas na literatura: quantificação mineralógica e química (VISCARRA ROSSEL et al., 2006; GENU e DEMATTÊ, 2011);

levantamentos de solos (DEMATTÊ et al., 2004; VISCARRA ROSSEL e WEBSTER, 2011), mapeamento digital de solos (VISCARRA ROSSEL e MCBRATNEY, 2008; TEN CATEN, 2011), avaliação da qualidade do solo (BEN-DOR et al., 2009; MOUAZEN et al., 2005), agricultura de precisão (ZHAO et al., 2009; VISCARRA ROSSEL e CHEN, 2011), dentre outros.

A RES aproveita a aplicação de análises estatísticas multivariadas para a obtenção de FPT para a predição de propriedades dos solos com base nas suas informações espectrais (REEVES, 2010; SUMMERS et al., 2011; LI et al., 2012). Os métodos mais utilizados incluem a regressão linear múltipla (RLM), a análise de componentes principais (ACP), regressão dos mínimos quadrados parciais (RMQP), redes neurais artificiais (RNA) e árvores de regressão (AR).

Quando as análises envolvem um grande número de variáveis independentes é bastante comum que exista colinearidade ou correlação entre essas, o que afeta o desempenho preditivo do modelo de regressão caso variáveis desnecessárias sejam incluídas. Em destaque está o modelo estatístico empregado para análise de regressão, a RMQP, onde o modelo seleciona o menor número possível de variáveis independentes com o máximo de informação contida em cada variável. Na tentativa de gerar combinações lineares de variáveis para extrair o máximo de informações do conjunto de dados, o modelo faz uso das análises de autovalor e autovetor obtidas da análise de componente principal. A RMQP é uma das técnicas estatísticas multivariadas mais comuns para calibração e predição de propriedades dos solos devido a facilidade na interpretação dos seus resultados (MOUAZEN et al., 2005; MCBRATNEY et al., 2006; GE et al., 2011).

Outra análise estatística utilizada para a obtenção de modelos de calibração para a predição das propriedades dos solos é a RLM (GENU e DEMATTÊ, 2011). A partir da leitura da RES pode-se estimar uma FPT que prediz a quantidade da propriedade existente no solo. Desta forma, o emprego da RLM vem sendo amplamente utilizado para a quantificação, principalmente da textura e MOS (DEMATTÊ et al., 2011). Viscarra Rossel e Behrens (2010) compararam diferentes propriedades do solo como o carbono orgânico, pH e teor de argila usando o método de RLM e obtiveram modelos com boa precisão.

Entre as técnicas mais empregadas para estimar as propriedades do solo por meio da radiometria estão as RNA. Essa técnica usa medidas de sistemas computacionais que fazem uso de alguns dos princípios organizacionais presentes no sistema nervoso biológico. A RNA é basicamente um dispositivo de reconhecimento de padrões no qual o elemento de base

computacional é conhecido como o neurônio ou nó. Os neurônios múltiplos são ligados entre si por camadas e estas camadas são configuradas para receber as informações.

A técnica de RNA tem alta velocidade de processamento, capacidade de generalização e são capazes de lidar com grandes dimensões dados (STENBERG et al, 2010). Esta técnica permite a utilização de um conjunto pequeno de classificadores dentro do modelo. Os classificadores individuais simples são combinados de um modo eficiente para produzir uma menor taxa de erro e uma melhor precisão da rede neural originada. No estudo de Zhai et al. (2006) o desempenho da RNA para a classificação da textura do solo teve uma boa performance com uma precisão máxima do modelo superior a 80%. Segundo Zhao et al. (2009) a RNA tem demonstrado vantagem em relação aos métodos tradicionais de análise da textura alcançando uma precisão adequada do modelo.

Outro método utilizado para determinação de propriedades do solo por meio da RES consiste na estrutura da AR (SCULL et al., 2005). Esse modelo é baseado na divisão recorrente dos dados das variáveis preditoras em um número de grupo determinado, que são resultantes dos grupos homogêneos anteriores. Uma AR é idêntica a uma árvore de decisão pois, também, é formada por um conjunto de nós de decisão (SANKEY et al., 2008), mas o resultado em vez de uma categoria é uma sequência escalar. A predição das propriedades do solo usando a AR demonstrou ser uma ferramenta útil e adequada, podendo também compor a biblioteca espectral global de amostras de solo (BROWN et al., 2006). Outras aplicações da AR para a modelagem de propriedades do solo utilizando a RES são observadas nos trabalhos de Sankey et al. (2008) e Viscarra Rossel e Behrens (2010).

Cada vez mais vemos o uso de técnicas de extração de dados, tais como RNA (ZHAO et al., 2009) e AR (BROWN et al., 2006). No entanto, o resultado frequentemente mostra apenas vantagens limitadas sobre a RLM e RMQP. Essas são técnicas relacionadas, e na maioria das situações, os erros de predição são semelhantes. Todas elas podem lidar com dados que contenham um grande número de variáveis altamente colineares. Viscarra Rossel et al. (2006) mostraram que tanto RLM e RMQP são os modelos mais utilizados, porém a RMQP mostrou ser mais precisa para a modelagem das propriedades do solo.

Portanto, os usuários devem escolher o modelo mais simples que possa atender adequadamente à variação da predição. Modelos com alta complexidade parecerão ajustar-se muito bem aos dados, mas também podem causar distorções devido aos ajustamentos exagerados ou excesso de parâmetros no modelo (BUDIMAN et al., 2003). Vale lembrar que, a escolha por uma técnica é apenas uma questão metodológica tendo em vista o tipo de problema que pretende-se trabalhar. Mais um ponto importante é a divisão de um conjunto de

calibração e validação para modelos de regressão multivariada. Para o estabelecimento preciso do desempenho do modelo, um conjunto de amostras totalmente independente é necessária. Assim é possível descrever a predição por meio do coeficiente de determinação que é uma estatística universal e também uma medida de qualidade do modelo.

Para avaliar a incerteza que sempre está associada a análise de RLM está a raiz quadrada da média do erro (RQME), que é uma medida frequentemente utilizada para calcular as diferenças entre os valores previstos por um modelo e os valores efetivamente observados. A RQME é uma boa medida de predição, mas serve somente para comparar os erros dentro de um conjunto de dados. Essas diferenças individuais são também chamadas de resíduos e servem para agregá-los em uma única medida com poder de predição (HYNDMAN e KOEHLER, 2006).

A tendência da radiometria para o futuro é que as FPT necessariamente sejam de qualidade e com precisão adequada dependendo da propriedade avaliada. Além disso, no trabalho de Viscarra Rossel et al. (2010) os autores assumem que será importante reduzir o custo da técnica da radiometria, para que ela possa ser usada no monitoramento ambiental, na modelagem, na agricultura de precisão e também no mapeamento digital de solos.

2.7 Funções de Pedotransferência

Funções de pedotransferência é o mais novo tópico de interesse na área da Ciência do Solo e na Pesquisa Ambiental. A expressão FPT foi criada por Johan Bouma (1989), com o sentido de transformar os dados que possuímos em dados que necessitamos. Segundo Budiman et al. (2003), as FPT são funções preditivas de certas propriedades dos solos a partir de outras facilmente medidas e rotineiramente obtidas a custos mais baixos.

Segundo Budiman et al. (2003) a FPT depende da existência de dados básicos de levantamentos de solos, dados de laboratório e de bases de dados organizadas. Além disso, devido à demanda de informações para uma agricultura sustentável e à melhoria da qualidade do solo, as FPT são usadas como ferramentas de inferência na distribuição quantitativa das propriedades dos solos.

De acordo com a necessidade qualitativa das PTF é indicado que haja um número mínimo de repetições. Segundo Hyndman e Koehler (2006) na definição de novas PTF, os pesquisadores devem fornecer dados estatísticos do conjunto de dados (média, desvio padrão,

medianas, mínimo e máximo e correlações entre variáveis). Os pesquisadores devem também estimar a incerteza associada ao modelo, utilizando a RQME, que é uma medida frequentemente utilizada para calcular as diferenças entre os valores previstos por um modelo e os valores efetivamente observados.

Para uma boa metodologia recomenda-se que cada FPT contenha informações básicas que descrevem as estatísticas básicas e a precisão da função. Esta informação será útil para usuários que decidirem se poderão utilizar uma FPT sobre os dados publicados. Isso também irá ajudar na construção de um sistema de predição de solo mais completo.

Futuramente, os espectroradiômetros estarão disponíveis para uso no campo e com calibração apropriada pelo uso de FPT. As estimativas das propriedades do solo serão aperfeiçoadas e outras propriedades como teor de argila e MOS entre outros poderão ser estimadas no campo. A amostragem no campo com sensores proximais combinados juntamente com FPT serão um instrumento mais poderoso na predição das propriedades do solo.

3 HIPÓTESE

As funções de pedotransferência desenvolvidas para a determinação da textura e da matéria orgânica do solo, utilizando reflectância espectral, podem proporcionar uma predição com indicadores de acerto acima de 60%.

4 OBJETIVOS

4.1 Objetivo geral

O objetivo geral do trabalho foi determinar funções de pedotransferência para as propriedades do solo tendo como base os dados da radiometria além de entender as relações existentes entre a reflectância espectral com o teor de argila, areia, silte e a matéria orgânica do solo para predição correta dessas propriedades.

4.2 Objetivos específicos

Estabelecer funções de predição do teor de argila no solo, a partir da resposta espectral, com amostras procedentes de várias regiões do RS.

Estimar os teores de matéria orgânica, de argila, de areia e de silte utilizando a reflectância espectral do solo na área da bacia hidrográfica do Rio Vacacaí-Mirim localizada no município de Santa Maria, RS,

Comparar os valores observados na análise tradicional com os valores preditos na reflectância espectral para os teores de matéria orgânica, argila, areia e silte do solo, através da interpolação de mapas pela técnica de krigagem ordinária.

5 CAPÍTULO 1

A REFLECTÂNCIA ESPECTRAL DO SOLO NA PREDIÇÃO DE DIFERENTES CLASSES DE TEXTURA

5.1 Introdução

A radiometria atua na explicação das relações entre a reflectância espectral do solo (RES) e suas propriedades e tem desempenhado um papel importante dentro da ciência do solo. Isso se tornou possível pelo avanço dos modelos estatísticos, novas técnicas de aquisição de dados e aumento da precisão de equipamentos. Na tentativa de fornecer um método alternativo para a análise das propriedades do solo Reeves (2010) propõe uma intensa e minuciosa pesquisa utilizando a RES.

A caracterização física, química e mineralógica do solo é fundamental para conhecimento do solo sendo útil para avaliação do potencial de uso do solo e definir práticas de manejo adequadas. Para a caracterização física, como a determinação granulométrica do solo, os teores de areia, silte e argila são quantificados pelo método da pipeta, utilizando como dispersante químico o hidróxido de sódio (EMBRAPA, 1997). Estas análises são, segundo Sousa Junior et al. (2011), onerosas e demoradas, principalmente quando um volume grande de amostras precisam ser analisadas. Além disso, essa determinação utiliza grande quantidade de reagentes e geram resíduo, que necessitam de tratamento adequado para que não sejam potenciais contaminantes ao ambiente. Segundo Viscarra Rossel et al. (2010) a radiometria do solo pode ser uma alternativa porque facilita a coleta de grandes quantidades de dados espaciais de maneira mais simples e menos trabalhosas. Sousa Junior et al. (2011) comprovaram que a utilização da técnica da radiometria, para a predição do teor de argila no solo, foram as mais eficientes e menos onerosas quando comparado com o método tradicional.

A maioria dos estudos sobre aplicações da RES estão concentradas dentro de uma região ou uma pequena área (MOUAZEN et al., 2005; SOUSA JUNIOR et al., 2011) onde há uma homogeneidade do solo. Wetterlind et al. (2008a), em uma área de estudo de 51 ha, sugerem que o uso da RES limitada a pequenas áreas podem gerar predições da textura do

solo com certa clareza em relação a áreas maiores. Poucos trabalhos abrangem áreas extensas e com uma amostragem de tipos de solos heterogêneos. Sorensen e Dalsgaard, (2005) usaram amostras de solo de todas as regiões da Dinamarca para desenvolver um modelo para o teor de argila usando a RES. O modelo desenvolvido mostrou que o erro de predição depende da gama de teores de argila tornando maior o erro de predição do modelo quando amostras muito heterogêneas são analisadas. Hengl et al, (2007) utilizou amostras de solo de todas as regiões do Irã para predição da textura utilizando a RES e o resultado mostrou que a classe da argila teve uma predição de 63 % usando a análise de regressão.

Recentemente, no Brasil, foi publicada uma normativa que regulariza os tipos de solo baseados na análise granulométrica para fins de financiamento agrícola e consequentemente seguro agrícola. A normativa nº 2, de 9 de outubro de 2008 do Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento (MAPA) (BRASIL, 2008) classifica os solos em solos tipo 1 (teores de argila de $100 \leq a < 150 \text{ g kg}^{-1}$) solos tipo 2 (teores de argila de $150 \leq a < 350 \text{ g kg}^{-1}$) e solos tipo 3 (teores de argila $\geq 350 \text{ g kg}^{-1}$).

Baseado nessa normativa, o presente estudo busca avaliar diferentes funções para a predição do teor de argila e assim classificar os solos nos três diferentes tipos, utilizando amostras procedentes de várias regiões do Estado do Rio Grande do Sul (RS) e que são muito heterogêneas em relação ao material de origem, cor do solo, argilominerais, teor de matéria orgânica entre outras propriedades. Assim, a hipótese desse estudo é de que as funções de pedotransferência desenvolvidos para a determinação do teor de argila em solos heterogêneos, com base na reflectância espectral podem proporcionar uma predição correta acima de 60%.

5.2 Material e Métodos

5.2.1 Área de estudo, coleta e análise das amostras de solo em laboratório

Solos de distintas regiões do estado foram selecionados para este estudo (Figura 1) totalizando 178 amostras, com grande heterogeneidade em relação a suas propriedades (material de origem, cor, matéria orgânica, entre outros).

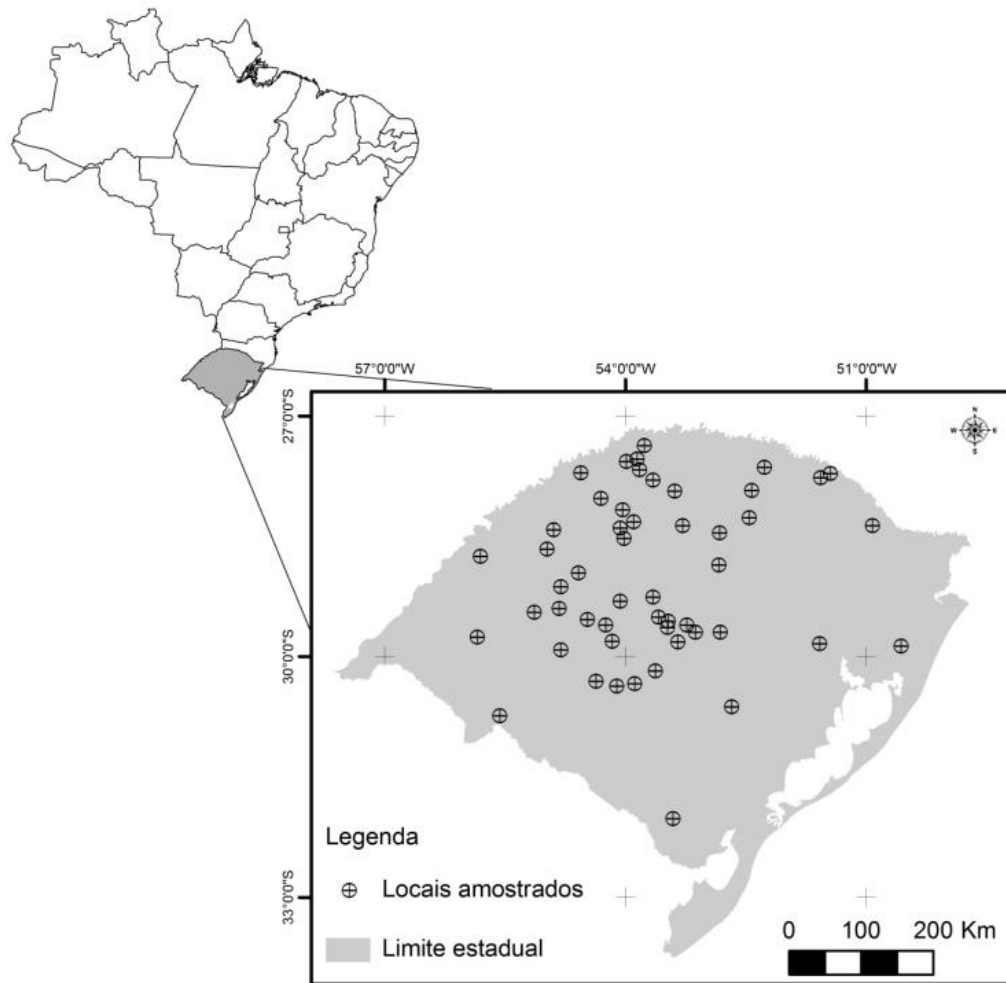


Figura 1 - Local das amostras de solo coletadas no Estado do Rio Grande do Sul.

No laboratório as amostras foram secas ao ar, destorroadas e passadas em peneira com malha de 2 mm. A distribuição do tamanho de partículas foi determinada através do método da pipeta (EMBRAPA, 1997) em triplicata. Hidróxido de sódio (NaOH) 1 mol L⁻¹ foi utilizado como agente dispersante na análise. A fração areia foi separada por tamisação úmida em peneira com malha de 0,053 mm, a fração argila foi determinada pelo método da pipeta e o silte calculado por diferença. A característica granulométrica das amostras de solo é bastante distinta. Na figura 2 observa-se que há uma grande variação granulométrica em relação ao teor de areia, silte e argila. Esse diagrama antecipa uma provável influência das diferenças granulométricas nos resultados das análises a seguir.

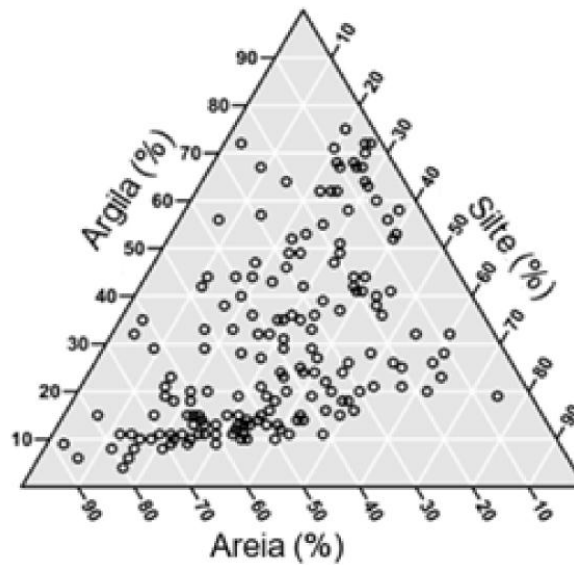


Figura 2 - Diagrama para as proporções de areia, silte e argila das 178 amostras de solo.

5.2.2 Leitura da reflectância

A leitura da reflectância foi realizada em laboratório utilizando o espectroradiômetro FieldSpec®3 (Analytical Spectral Devices, Inc.) cobrindo a janela espectral de 400 a 2500 nm, com resolução espectral de 1 nm em todo o espectro óptico. As amostras de solos foram alocadas em placas de Petri e utilizou-se como padrão de referência, a placa de Spectralon para calibrar o espectroradiômetro. Para facilitar a interpretação dos resultados, foram utilizadas 22 faixas espectrais de referência segundo Nanni e Demattê (2006).

Após a leitura das 178 amostras, as mesmas foram separadas em grupos, conforme a normativa nº 02 do MAPA (BRASIL, 2008) e se obteve a média de cada grupo. Na figura 3 estão as características das curvas espectrais dos três grupos de solos (solos tipo 1, tipo 2 e tipo 3). Os formatos das curvas espectrais dos três tipos de solos são muito semelhantes, porém diferem no fator de reflectância sendo o solo tipo 1 com maior reflectância confirmando uma coloração mais clara responsável pela maior porcentagem de areia no solo. O solo tipo 3 exibe o menor reflectância em todo espectro eletromagnético. O solo tipo 2 aparece intermediário ao solo tipo 1 e 3.

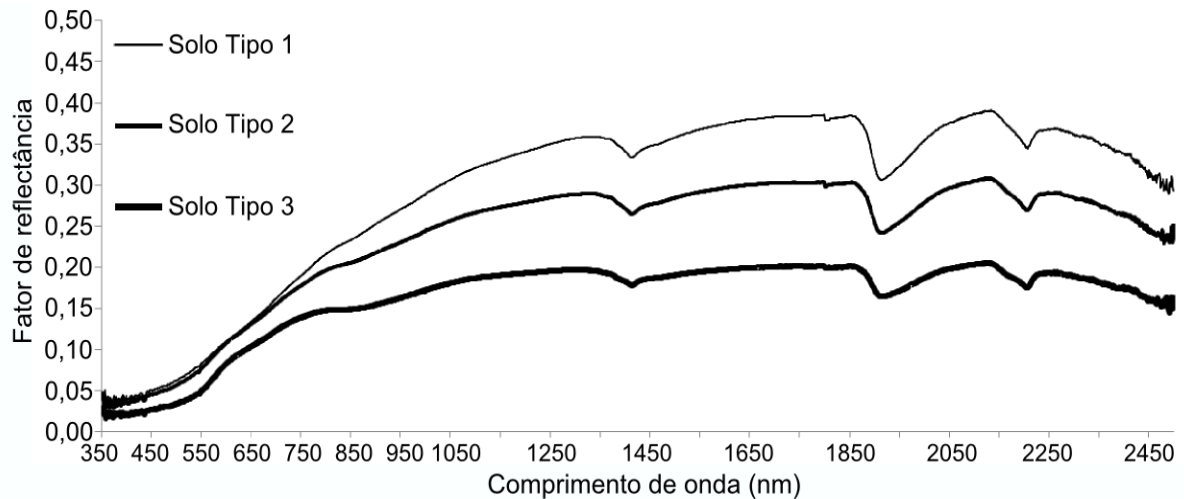


Figura 3 – Curvas espectrais dos três tipos de solos.

5.2.3 Análise estatística

Do total de 178 amostras, 148 foram utilizadas para calibração (80% das amostras) e 30 para validação do modelo (20% das amostras), com base no trabalho de McBratney et al. (2006). A figura 4 mostra a seqüência das análises estatísticas realizadas, todas elas no software livre R (R DEVELOPMENT CORE TEAM, 2012).

Na primeira etapa, para testar a adequabilidade dos dados na análise de componentes principais (ACP), geralmente utiliza-se a estatística do método de *Kaiser-Meyer-Olkin* (KMO). Para que os dados possam ser usados na ACP o indicador de adequabilidade do teste de KMO deve ser superior a 0,80 significando que as variáveis são correlacionadas entre si.

Após a verificação e adequação dos dados para a utilização na ACP foi realizada uma redução do número de variáveis para posteriores aplicações em modelos. Na busca por um modelo de predição para o teor de argila do solo foi aplicada à análise discriminante múltipla com apenas as duas primeiras variáveis originadas da ACP e uma função de predição do teor de argila com todas as vinte duas faixas espectrais. O resultado dessa análise foi apresentado na matriz de erros.

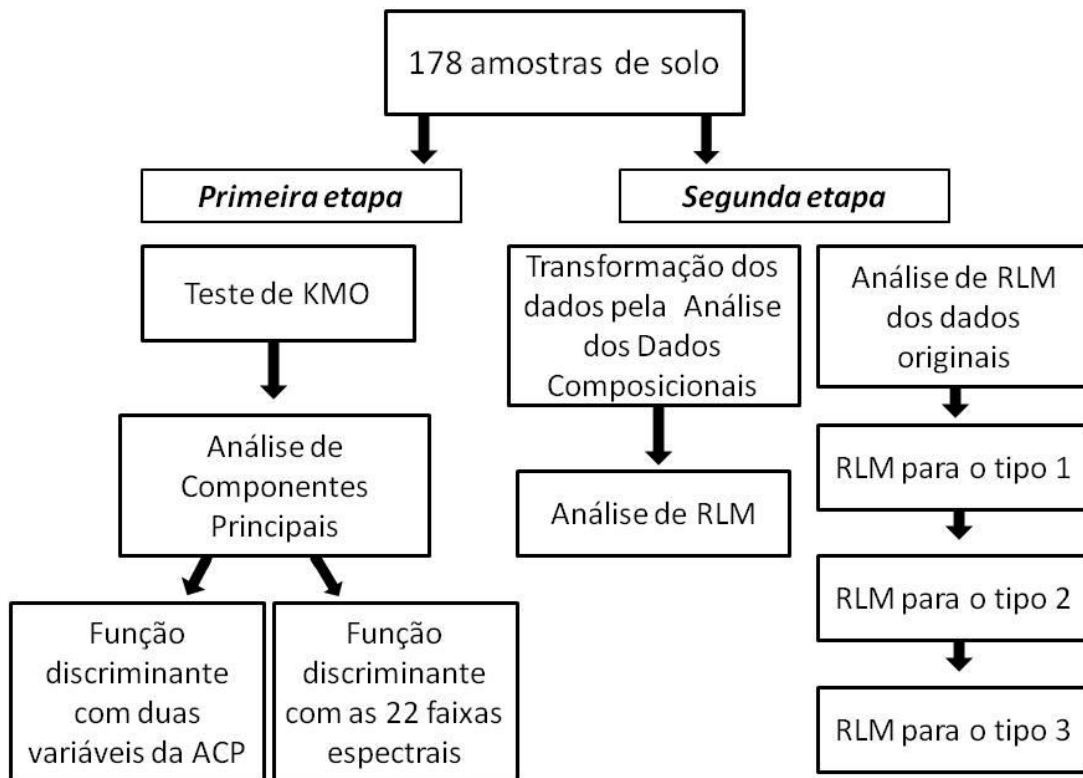


Figura 4 – Fluxograma da análise estatística dos dados (Regressão linear múltipla – RLM, Análise de componentes principais – ACP).

Após o resultado da análise discriminante verificou-se uma predição inadequada, o que levou a realização de um novo teste. Na segunda etapa, utilizou-se a análise de regressão linear múltipla (RLM), sendo que no primeiro teste utilizando a RLM, a análise de dados composicionais foi aplicada antes da análise de RLM para melhorar a qualidade do modelo. Os dados composicionais consideram a independência entre as observações e consistem de vetores representando proporções ou frações de um todo, sendo que, a soma desses componentes deve ser igual a um. Esse modelo não apresentou um resultado adequado, sendo realizado um segundo teste utilizando a análise de RLM. Foi determinada uma função de predição para o teor de argila do solo sem a análise dos dados composicionais, ou seja, utilizaram-se os dados de textura originais.

Por fim, optou-se por separar as amostras de solos conforme o teor de argila observado (tipo 1, tipo 2 e tipo 3 conforme estabelecidos pela normativa nº 2 do MAPA, Brasil, 2008), aplicando a análise de RLM (Figura 4) gerando uma nova função para as três classes de solo separadamente.

Com isso foi possível comparar os resultados e analisar a influência do teor de argila no solo para as três diferentes classes estabelecidas pela normativa nº 2 do MAPA (BRASIL, 2008).

5.3 Resultados e Discussão

5.3.1 Análise de componentes principais

O resultado do teste KMO foi de 0,96 mostrando que houve uma correlação elevada entre as 22 faixas espectrais e indicam a adequação dos dados para a realização da ACP. O percentual de variância explicada pela primeira componente é responsável por 89,5% da variabilidade total presente nos dados originais e a segunda componente explica 8% (Figura 5). Isso significa que as duas primeiras novas variáveis explicam 97,5% da variabilidade total, e que as faixas espectrais são altamente correlacionadas e estão de acordo com Stumpe et al. (2012).

O uso da ACP reduz o número de variáveis para os modelos estatísticos e o benefício com a simplificação do número de variáveis comprova que a variabilidade dos dados pode ser explicada com apenas duas variáveis. A variável um está associada com a faixa espectral de 1449 – 1793 nm e a variável dois com a faixa espectral de 596 – 710 nm, e segundo Mouazen et al. (2005) a variável um tem correlação direta entre a textura do solo e teor de umidade e a variável dois tem correlação indireta com a cor (origem dos óxidos de solo e dos minerais) e matéria orgânica do solo.

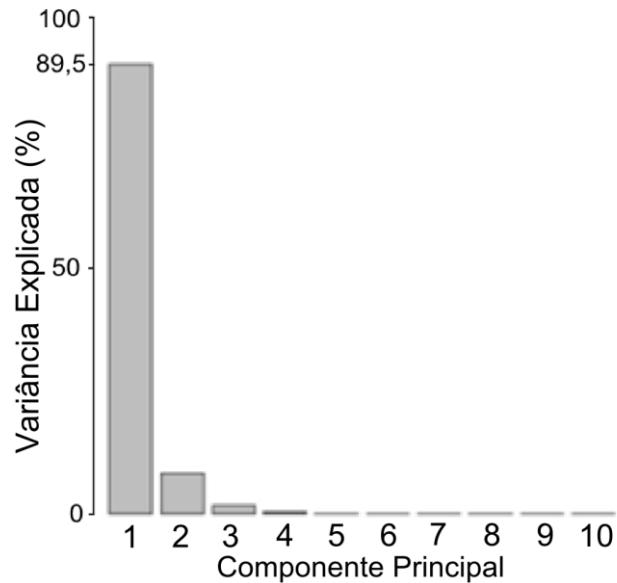


Figura 5 – Variabilidade de cada componente principal resultado da análise de componentes principais.

5.3.2 Análise discriminante

Para a primeira análise discriminante utilizaram-se as duas faixas espectrais determinadas pela ACP. As equações da função discriminante foram estabelecidas para estimar o teor de argila do solo e posteriormente reclassificá-los nos três diferentes tipos de solos segundo a normativa nº 02 do MAPA (BRASIL, 2008).

O resultado da função e o nível de predição das funções são apresentados na matriz de erros para as amostras de calibração e validação (Tabela 1). Para as amostras de calibração a porcentagem de acerto para cada tipo textural ficou em 56,3%, 46% e 74%, para o solo tipo 1, 2 e 3, respectivamente. A acurácia geral do modelo de calibração é de 58,7% e o índice Kappa apresentou o valor de 38% validação. A maior diferença entre o conjunto de calibração e validação está na porcentagem de acerto do solo tipo 1 (56,3 % e 70%) e solo tipo 2 (46,0% e 30,0%).

O desempenho do modelo com apenas duas faixas espectrais não apresentou um bom desempenho. De posse disso optou-se por testar uma função discriminante com todas as 22 faixas espectrais, descartando a redução das variáveis apresentadas na ACP.

Tabela 1 - Arranjo da matriz de erros para os três tipos texturais 1, 2 e 3. Acurácia do tipo predito (AP) e acurácia geral (AG) e índice Kappa (K).

Tipo de solo predito	Dados de calibração			Total referência	AP (%)
	1	2	3		
1	27	15	6	48	56,3
2	10	23	17	50	46,0
3	3	10	37	50	74,0
AG = 58,7%	K = 38%			148	

Tipo de solo predito	Dados de validação			Total referência	AP (%)
	1	2	3		
1	7	3	0	10	70,0
2	2	3	5	10	30,0
3	2	0	8	10	80,0
AG = 60%	K = 40%			30	

Na matriz de erro (Tabela 2) nas amostras de calibração do modelo a porcentagem de acerto para o solo tipo 1, 2, 3 foi de 68,8%, 54% e 76%, respectivamente. Já a acurácia geral do modelo chegou a 66,2% e o índice Kappa foi 49%. As amostras usadas para validação obtiveram uma acurácia geral de 80% de acerto e o índice Kappa de 70%. Isso demonstra a boa capacidade preditora, porém vale lembrar que o número de amostras para a validação é considerado baixo o que pode ter favorecido um melhor resultado (SOUSA JUNIOR et al., 2011).

O erro comum para todas as matrizes foi à predição de tipos texturais distintos. Os três tipos de solos foram erroneamente espacializados nos três diferentes tipos texturais. Comparando as duas análises discriminantes, o solo tipo 3 (teores de argila $\geq 350 \text{ g kg}^{-1}$) teve o melhor desempenho seguido do solo tipo 1 (teores de argila de $100 \leq a < 150 \text{ g kg}^{-1}$), enquanto que o solo tipo 2 (teores de argila de $150 \leq a < 350 \text{ g kg}^{-1}$) teve o pior desempenho.

O valor máximo do índice Kappa obtido nesse trabalho para as amostras de calibração ficou em 49%, concordando com o trabalho de Nanni et al. (2010), que obtiveram índice Kappa de 50%, considerado aceitável na predição dos modelos obtidos.

Tabela 2 - Arranjo da matriz de erros para os três tipos texturais 1, 2 e 3. Acurácia do tipo predito (AP) e acurácia geral (AG) e índice Kappa (K).

Dados de calibração					
Tipo de solo predito	1	2	3	Total referência	AP (%)
1	33	11	4	48	68,8
2	9	27	14	50	54,0
3	3	9	38	50	76,0
AG = 66,2%	K = 49%			148	
Dados de validação					
Tipo de solo predito	1	2	3	Total referência	AP (%)
1	8	2	0	10	80
2	1	7	2	10	70
3	0	1	9	10	90
AG = 80%	K = 70%			30	

O desempenho da função discriminante com as 22 faixas espectrais obteve o melhor resultado para a predição do tipo textural com uma predição de 66,2% correto. Entretanto a predição do tipo textural pode ser bastante difícil para os modelos, devido a problemas como a heterogeneidade dos solos que são provenientes de diferentes regiões do Estado do RS. Esse resultado é considerado satisfatório, pois os estudos encontrados na literatura mostram limitações da área amostrada ou um material de origem semelhante e, portanto os resultados dos modelos de predição mais acurados.

Bilgili et al. (2010) desenvolveram um modelo de predição de argila e obtiveram um valor de R^2 de 0,89 porém em uma área reduzida de 32 ha na Turquia, com uma variação no teor de argila entre 7,3% e 50,2%. Esses autores concluíram que a exatidão dos modelos parece depender mais do intervalo de valores dos dados e o seu grau de autocorrelação do que na seleção de modelos ou pré-tratamento espectral dos dados de reflectância. Sankey et al. (2008) alcançaram bons resultados para predição do teor de argila para um conjunto de amostras de várias regiões no Estado de Montana, Estados Unidos da América. O erro de predição do modelo encontrado nesse estudo foi menor de $49,2 \text{ g kg}^{-1}$ e esse resultado deve-se ao fato de que as amostras de solo utilizadas eram originadas de material sedimentar em regiões semiáridas. Deste modo, o desempenho das funções obteve resultados dentro do esperado para que a RES seja considerada uma alternativa metodológica.

5.3.3 Análise regressão linear múltipla

Inicialmente, no primeiro teste, as amostras foram submetidas à análise de dados composicionais. Como os dados granulométricos apresentam informações relativas das partes, não o seu valor absoluto, então a informação é essencialmente sobre a razão dos componentes. Essa operação transforma os dados composicionais do espaço fechado para o espaço real, ou seja, altera a sua escala, que passa a ser absoluta (PAWLOWSKY-GLAHN e EGOZCUE, 2006). Assim, podemos aplicar qualquer método estatístico convencional aos dados.

A transformação de um conjunto de dados composicionais para log-razões aditivas, para os teores de areia, silte e argila, resulta em um vetor com dois componentes. Os valores transformados passam, então, a ser chamados de coeficientes. Esses coeficientes são transformados para a escala original em teores granulométricos. Com essa transformação é possível recalcular o teor de argila do solos, levando em consideração uma característica fundamental desse tipo de dados sendo que a sua soma sempre resulta uma constante 1 para o caso de proporções e 100 para o caso de percentagens. A partir dos novos teores de argila, recalculados após a análise de dados composicionais, foi determinado a função para o teor de argila predito pela análise de RLM referentes aos dados de RES: $Argila = 0,1991 + (B_4 * 2,6295) - (B_6 * 6,6738) + (B_7 * 5,3263) + (B_9 * 9,3581) - (B_{11} * 6,7293) - (B_{18} * 4,8580) + (B_{19} * 6,2689) - (B_{21} * 7,9113) + (B_{22} * 2,4343)$.

A figura 6 mostra os valores preditos versus os valores observados dos teores de argila e também mostra o valor do R^2 e a RQME para cada situação. O modelo para o teor de argila do solo apresenta um R^2 de 0,43 para os dados de calibração e um R^2 de 0,17 para os dados de validação.

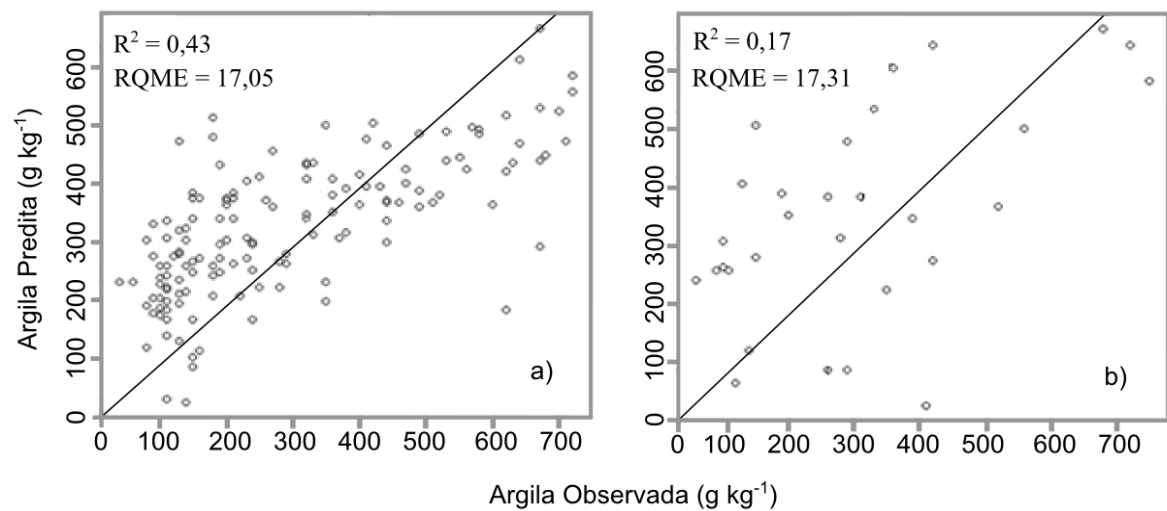


Figura 6 - Teor de argila predito versus observado utilizando a análise composicional. (a) 148 amostras para calibração e (b) 30 amostras para validação.

A transformação em dados composicionais expôs um amplo erro na determinação da argila através da regressão. Os valores encontrados para o R^2 de 0,43 e 0,17 estão muito abaixo de outros estudos na determinação do teor de argila do solo. Para exemplificar, Awiti et al. (2008) encontrou valores de R^2 de 0,87 na calibração e 0,77 na validação do modelo para o teor de argila e o RQME foi de 17,05 e 17,31 para calibração e validação respectivamente. No estudo de Viscarra Rossel e Behrens (2010) o teor de argila encontrado utilizando a RLM obteve o valor R^2 de 0,83 e o RQME de 7,73.

Tendo em vista os resultados encontrados pelos pesquisadores acima citados, outra análise tornou-se necessária para encontrar um modelo de regressão que obtivesse valores de R^2 e RQME mais adequados e assim, alcançar uma melhor predição para o modelo. Consequentemente, houve a necessidade de avaliar uma situação em que não fosse utilizada a análise composicional na transformação dos dados. Optou-se em utilizar todo conjunto de amostras para tentar alcançar uma melhor precisão do modelo. Deste modo, outra função da RLM foi determinada para quantificar o teor de argila no solo por meio da RES. A nova função mostra as faixas espectrais utilizadas para predição: $\text{Argila} = 0,4758 + (B_4 * 2,7605) - (B_6 * 6,2124) + (B_7 * 4,8525) + (B_9 * 5,7409) - (B_{11} * 5,1336) + (B_{14} * 2,1730) - (B_{18} * 2,7184) + (B_{19} * 4,5076) - (B_{21} * 5,8385)$. A figura 7 mostra os valores preditos versus os valores observados dos teores de argila.

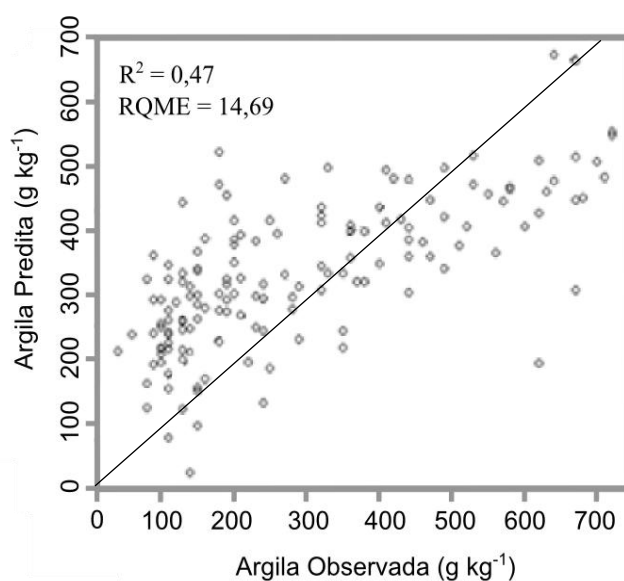


Figura 7 - Teor de argila predito versus observado gerado sem a análise composicional no total de 178 amostras.

Como observado o R^2 é de 0,47 e o valor de RQME é de 14,64. Comparados com outros estudos os valores do R^2 encontrados nesse estudo é baixo e o valor do RQME é considerado alto (AWITI et al., 2008; VISCARRA ROSSEL e BEHRENS, 2010). Segundo Vasques et al. (2008) o valor encontrado de R^2 ainda não é o ideal. Para os autores, uma predição adequada precisa apresentar um R^2 acima de 60%. No entanto, quando as amostras de solo são provenientes de uma região abrangente ou uma área grande com variações dos fatores físicos e químicos do solo e também quando há uma variabilidade grande no teor de argila, conseqüentemente, a precisão do modelo fica prejudicada.

Na tentativa de encontrar um modelo mais preciso, um novo teste foi realizado onde as amostras foram pré-separadas conforme a instrução normativa nº 02 do MAPA (BRASIL, 2008) e foi aplicado a análise de RLM nas três classes correspondentes aos três diferentes tipos de textura. Assim, foi determinado uma função de RLM para os solos tipo 1, solos tipo 2 e solos tipo 3. Desta forma foi calculada a função de RLM para a determinação do solo tipo 1: $\text{Argila ST1} = 0,122 + (B_2 * 1,348) - (B_4 * 1,398) + (B_5 * 1,888) - (B_6 * 0,991) - (B_7 * 1,750) + (B_8 * 2,902) - (B_{11} * 1,406) + (B_{12} * 0,950) + (B_{14} * 1,450) - (B_{15} * 1,669) - (B_{18} * 1,918) + (B_{20} * 1,404)$. Seguindo, foi calculada a função de RLM para a determinação do solo tipo 2: $\text{Argila ST2} = 0,2603 - (B_1 * 3,139) + (B_3 * 3,488) - (B_5 * 1,850) + (B_8 * 3,5003 - (B_{13} * 2,2339 + (B_{15} * 4,473) - (B_{16} * 3,116) - (B_{21} * 3,959) + (B_{22} * 2,635))$. Por fim, foi calculada a função de RLM para a determinação do solo tipo 3: $\text{Argila ST3} = 0,6174 + (B_1 * 6,509) - (B_3 * 7,774) +$

$(B_8*7,138) + (B_9*10,020) - (B_{10}*6,169) - (B_{15}*5,118) - (B_{18}*6,151) - (B_{21}*4,716) + (B_{22}*6,262)$. A figura 8 mostra os valores preditos versus os valores observados para o solo tipo 1, 2 e 3.

O modelo para o solo tipo 1 obteve o pior desempenho com R^2 igual a 0,44. O solo tipo 2 e 3 alcançaram um desempenho semelhante (0,50 e 0,52 respectivamente), porém, abaixo do esperado conforme observado por outros pesquisadores. Segundo Viscarra Rossel et al. (2006), a chance de sucesso dos modelos é maior quanto maior for o teor de argila no solo, fato confirmado em nosso trabalho (Figura 8c).

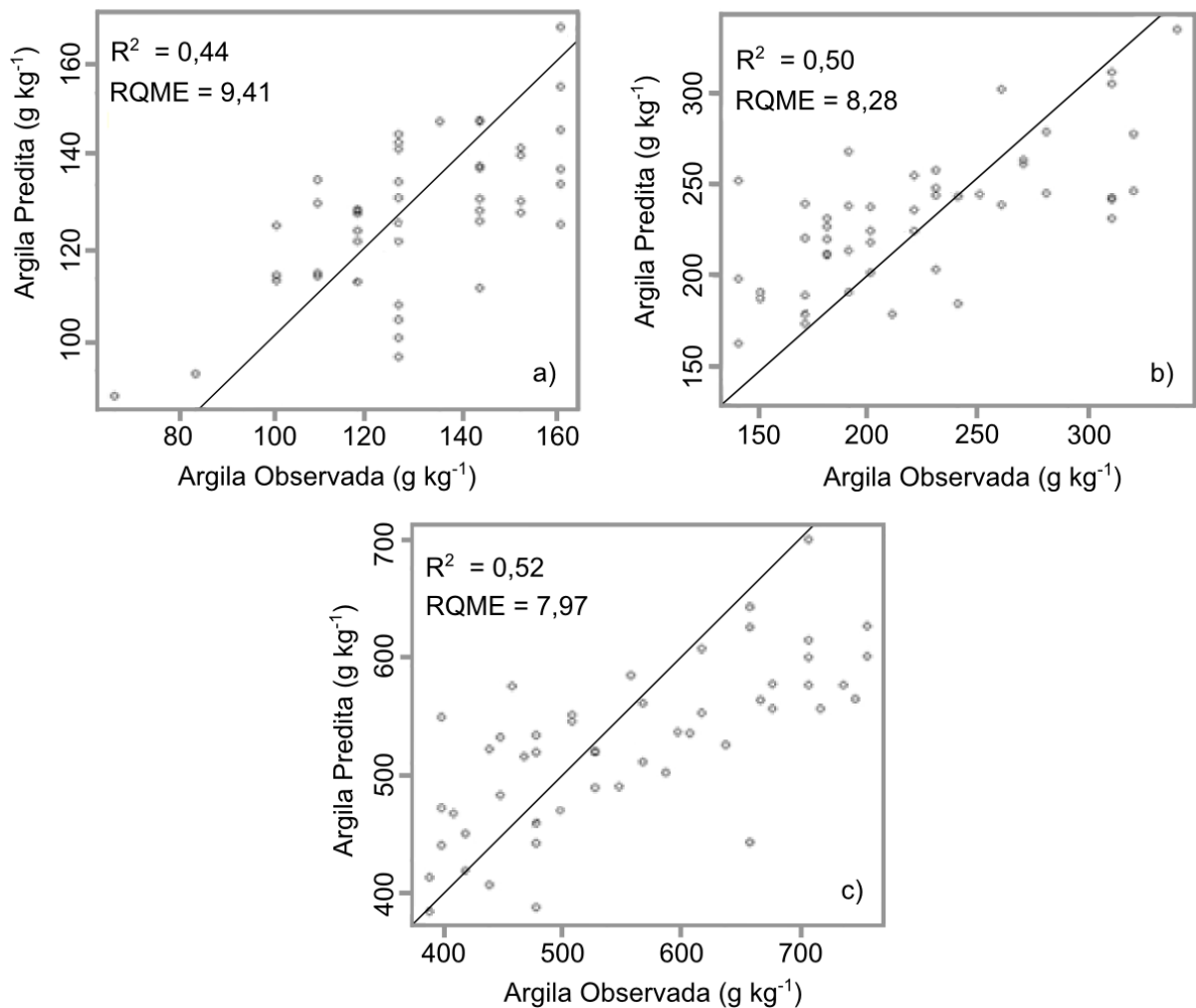


Figura 8 - Teor de argila predito versus observado para o solo tipo 1 (a) no total de 58 amostras, tipo 2 (b) no total de 60 amostras e tipo 3 (c) no total de 60 amostras.

Todos modelos testados em nosso trabalho apresentaram baixas estimativas. Observamos que devido à diversidade das amostras houve dificuldade de se estabelecer uma predição acima de 60%. Mesmo em solos que apresentam o mesmo material de origem, outras propriedades podem modificar a RES. A variação, mesmo que pequena dessas propriedades pode resultar em diferenças muito imperceptíveis e de difícil identificação que acabam por diminuir a precisão das funções de pedotransferência.

Sorensen e Dalsgaard, (2005) usaram amostras de solo de todas as regiões da Dinamarca para desenvolver modelos para estimar o teor de argila usando RES. Quando a variação do teor de argila das amostras utilizadas para calibração foi ampla (3% até 74% de argila) a estimativa foi menos precisa em relação àquelas em que o intervalo de calibração foi menos amplo (3% até 26% de argila). Além dessas observações, ressaltamos que as amostras testadas em nosso trabalho, vieram de diferentes regiões com uma variação geológica muito grande, interferindo na composição mineralógica, provocando interações que de alguma maneira influenciaram no comportamento espectral dos solos, mesmo daqueles que apresentavam teores semelhantes de argila.

5.4 Conclusão

É possível construir funções de predição para o teor de argila no solo, a partir da resposta espectral com amostras procedentes de várias regiões do Estado do RS. Na análise discriminante o melhor modelo apresentou uma predição correta de 66,2% na acurácia geral do modelo. Porém, devido à heterogeneidade das amostras analisadas, como material de origem, grande intervalo de valores dos dados, amostras provenientes de locais semelhantes, a predição dos modelos na análise de regressão linear múltipla não ultrapassou 52%.

Delimitar regiões com solos semelhantes no RS e construir uma função de predição para cada área separadamente, pode ser uma alternativa para obter uma maior precisão para o teor de argila no solo. Essa estratégia pode ser estendida para todo território nacional para que seja possível utilizar a radiometria como um método alternativo à análise granulométrica tradicional.

6 CAPÍTULO 2

A REFLECTÂNCIA ESPECTRAL NA ESTIMATIVA DA TEXTURA E MATÉRIA ORGÂNICA DO SOLO

6.1 Introdução

O estudo da reflectância espectral do solo (RES) no Brasil é recente (DEMATTE e GARCIA, 1999; DALMOLIN, 2002; DEMATTE, 2002). A RES pode ser utilizada como uma alternativa para identificação e em muitos casos, quantificação de determinadas propriedades do solo.

Esse método utiliza sensores remotos, no qual as informações são geradas de maneira rápida, sem a utilização de qualquer reagente químico, sendo portanto uma técnica limpa e relativamente barata. De acordo com Li et al. (2012), a análise da radiometria é uma alternativa aos métodos de determinação da textura e quantificação do teor de MOS em laboratório (métodos tradicionais). De certa forma, a RES da textura e da MOS difere de um solo para outro, e são as propriedades mais exploradas na análise da radiometria. Uma função de predição pode ser uma solução que facilitaria a extrapolação das informações de determinada classe de solo para outras que apresentam características semelhantes.

A possibilidade de que a RES possa auxiliar na distinção granulométrica e no teor de matéria orgânica do solo (MOS) é desafiador, pois a leitura da RES mostra uma combinação de várias propriedades o que muitas vezes pode interferir na predição.

As propriedades do solo são rotineiramente processadas e quantificadas por métodos tradicionais no laboratório. Com a demanda pela agricultura de precisão e pela necessidade de financiamento bancário, muitas amostras de solo são processadas utilizando métodos com grande quantidade de reagentes químicos, muitos deles com potencial para contaminar o ambiente. A radiometria do solo pode ser uma técnica alternativa, pois de acordo com Viscarra Rossel et al. (2010), pode-se fazer a leitura e interpretação de grandes quantidades de amostras de solos, com relativa confiabilidade, sendo mais simples e sem utilização de qualquer reagente químico. Segundo Sousa Junior et al. (2011), os métodos tradicionais são

onerosos e demorados quando existe a necessidade de avaliar um volume grande de amostras. Assim, alternativas mais acessíveis são necessárias, através da utilização de tecnologias inovadoras, para estimar as propriedades do solo com um menor impacto ambiental.

De acordo com essas informações, estabelecemos como hipótese desse trabalho que é possível estimar a textura e a MOS por meio da reflectância espectral com um coeficiente de determinação acima de 0,70.

Para testar a hipótese, estabelecemos como objetivo, desenvolver equações de regressão para prever os teores de areia, silte e argila e o teor de MOS, a partir da reflectância espectral do solo, na bacia hidrográfica do Vacacaí-Mirim no município de Santa Maria, RS. Os teores obtidos na análise tradicional foram comparados com os teores preditos por radiometria por meio de mapas mostrando a diferença do valor observado versus valor predito, para cada propriedade, utilizando a técnica de krigagem ordinária.

6.2 Material e Métodos

6.2.1 Área de estudo

O estudo foi realizado na bacia de captação do reservatório da Companhia Rio-grandense de Saneamento (CORSAN), a qual faz parte da bacia hidrográfica do arroio Vacacaí-Mirim. A sub-bacia está localizada na região do Rebordo do Planalto do RS, entre os municípios de Itaara e Santa Maria (coordenadas UTM centrais 22 J - 229489 m (E) e 6718530 m (S)), apresentando uma área total de 18,92 km². O relevo varia entre plano e montanhoso com elevações variando entre 139 e 475 m (SAMUEL-ROSA, 2012). Predominam na área de estudo Neossolos Litólicos (mais de 50% da área), Argissolos Bruno - Acinzentados (14% da área), Argissolos Vermelhos (12% da área), e associações Cambissolo - Neossolo (14% da área) (MIGUEL, 2010).

6.2.2 Amostragem à campo e análise laboratorial

As amostras de solo foram coletadas através da seleção prévia demarcada em imagens de satélite e mapas temáticos, considerando aspectos ambientais como a geologia, as feições geomorfológicas e os diferentes usos da terra. Foram coletados 303 pontos a uma profundidade de 20 cm ou até a base do horizonte A. Depois das coletas, foram realizadas as análises laboratoriais em triplicata. Em laboratório as amostras foram secas ao ar, destorroadas e passadas em peneira com malha de 2 mm. A distribuição do tamanho de partículas foi determinada através do método da pipeta depois da remoção da matéria orgânica com peróxido de hidrogênio (H_2O_2) (30 % v/v) naquelas amostras contendo mais que 5% de matéria orgânica (EMBRAPA, 1997). Hidróxido de sódio (NaOH) 1 mol L^{-1} foi utilizado como agente dispersante na análise. A fração areia foi separada por tamisação úmida em peneira com malha de 0,053 mm, a fração argila foi determinada pelo método da pipeta e o silte calculado por diferença. A figura 1 mostra a distribuição do tamanho de partículas das amostras de solo de acordo com o material de origem dos solos. O teor de carbono orgânico foi determinado pelo método da combustão úmida em bloco de digestão (YEOMANS e BREMNER, 1988), utilizando solução de dicromato de potássio ($K_2Cr_2O_7$) $0,067 \text{ mol L}^{-1}$ em presença de ácido sulfúrico (H_2SO_4) concentrado. A titulação foi realizada com solução de sulfato ferroso amoniacal [$FeSO_4(NH_4)_2$] $0,2 \text{ mol L}^{-1}$. O teor de MOS foi calculado multiplicando o valor de 1,724 no teor de carbono orgânico. Informações detalhadas sobre as amostras de solos podem ser obtidas em Miguel (2010) e Samuel-Rosa (2012).

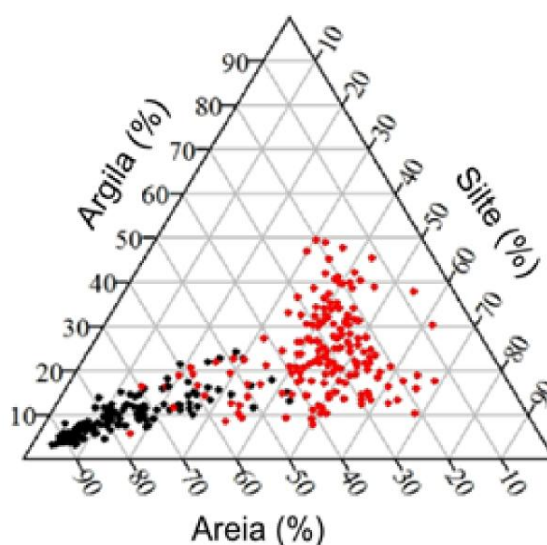


Figura 1- Distribuição do tamanho de partículas das 303 amostras de solo coletadas e a sua relação com o material de origem dos solos (preto – rochas sedimentares, vermelho – rochas ígneas).

6.2.3 Medidas de espectroscopia

A reflectância das amostras de solos foram medidas usando um FieldSpec Pro FR Spectroradiometer (Analytical Spectral Devices, Boulder, Colorado), com uma resolução espectral de 2 nm (de 350 a 1000 nm) e 4 nm (de 1.000 a 2.500 nm). O software de aquisição de dados interpola os espectros de reflectância para um intervalo de amostragem de 1 nm. Cerca de 15 cm³ de solo de cada amostra foi colocada numa placa de Petri. Um sensor de VIS-NIR foi colocado verticalmente a 8 cm distante a partir da amostra, em que foi medida a luz reflectante numa área de cerca de 2 cm² no centro da amostra. A fonte de luz era uma lâmpada de halogênio 50W com o feixe colimado não-alvo para o plano, posicionada a 35 cm da amostra num ângulo de 30° zênite. Como padrão de referência, uma placa branca coberta com sulfato de bário (BaSO₄), foi utilizado. Cada espectro foi determinado pela média das leituras do sensor com 100 digitalizações em 10 segundos. Todas as medições espectrais foram realizadas numa sala escura, para evitar interferência de luz difusa.

Na figura 2 são apresentadas as curvas espectrais das amostras de solo provenientes de rochas sedimentares e de rochas ígneas. O fator de reflectância foi maior para os solos de origem sedimentar que apresentam maiores teores de areia. Tanto para as amostras

provenientes de rochas sedimentares como para as provenientes de rochas ígneas, o albedo é influenciado pela composição granulométrica e teores de matéria orgânica.

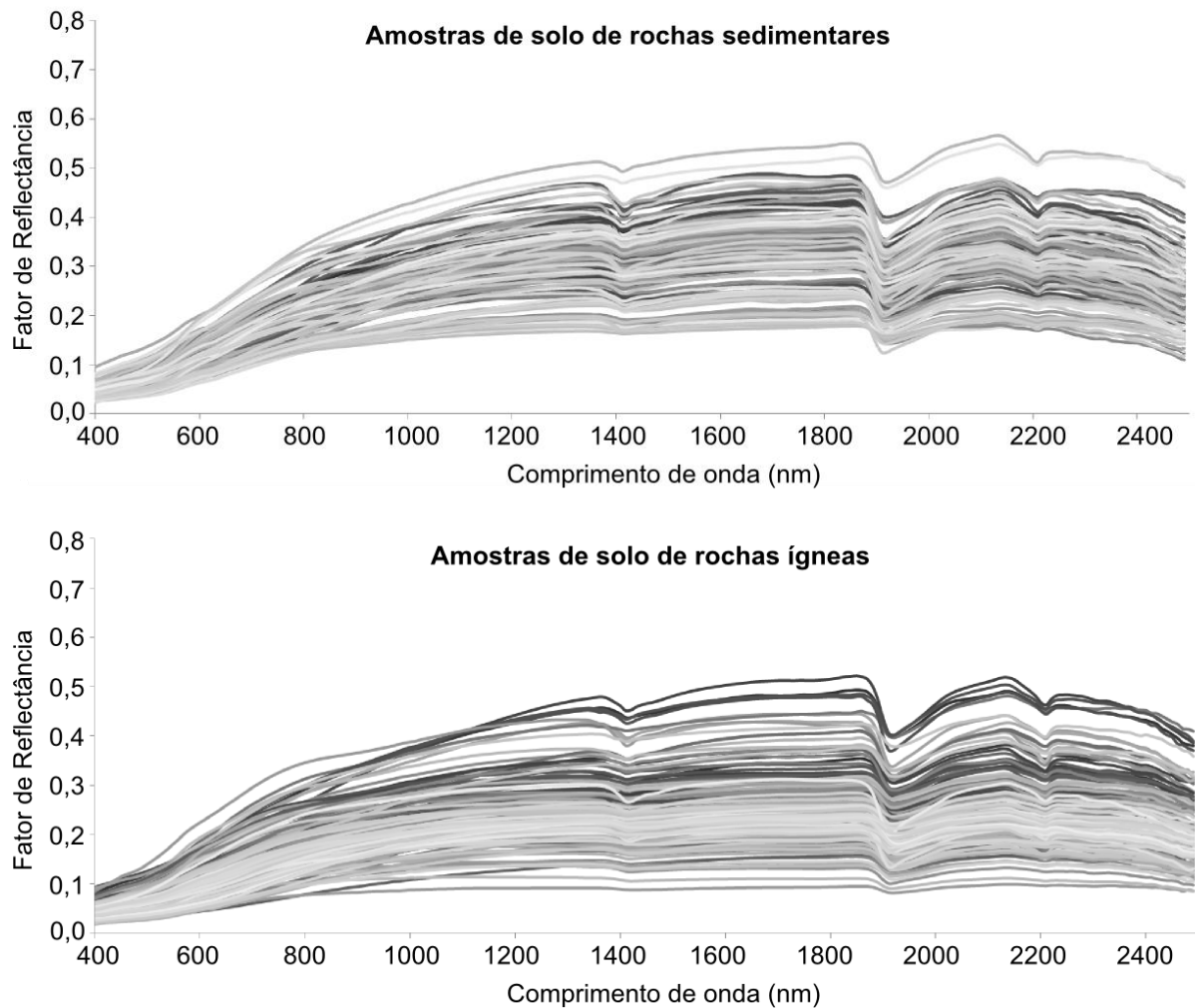


Figura 2 – Curvas espectrais das amostras de solo de rochas sedimentares e rochas ígneas.

6.2.4 Análise estatística

Utilizou-se a transformação logarítmica nos teores das três frações granulométricas e MOS a fim de normalizar a distribuição antes de executar as regressões. Isto proporcionou melhores previsões para a análise multivariada utilizada. Todo conjunto de dados, $n = 303$, foi dividida aleatoriamente em 213 amostras (~70%) para a calibração e 90 amostras (~30%) para a validação.

O teste de Levene, utilizado para a igualdade de variância, e o teste t de Student, utilizado para a igualdade de médias, foram realizados entre os conjuntos de calibração e validação para ter certeza da verdadeira representatividade dos dados de validação. O teste de Levene é utilizado para avaliar a igualdade de variâncias em diferentes amostras. Alguns procedimentos estatísticos comuns assumem que as variações da população das quais várias amostras são extraídas são iguais. Ele testa a hipótese nula de que as variâncias da população são iguais, chamado de homogeneidade de variância. Se o valor de p resultante de teste de Levene é inferior a um valor crítico, normalmente 0,05, conclui-se que existe uma diferença entre as variâncias na população. O teste t de Student compara a diferença entre as médias dos conjuntos de validação e calibração tendo em conta a variabilidade entre as amostras na população. É um teste que serve para verificar se uma determinada diferença encontrada entre medidas de dois grupos é estatisticamente significativa. O teste t de Student verifica se valores não são maiores que o valor crítico de 5% de probabilidade, devido à diferença significativa entre as médias dos dois conjuntos, os conjuntos, portanto poderão ser utilizados.

Somente os resultados obtidos com as variáveis da transformação logarítmica foram discutidos pela análise de regressão linear múltipla (RLM). Foi determinado um modelo de predição para o Log(Areia), Log(Silte), Log(Argila) e o Log(MOS). Nenhuma amostra foi omitida a partir da análise com as equações de RLM. Para avaliar os valores da calibração e os valores validação foi utilizado o coeficiente de determinação (R^2) e raiz quadrada média do erro (RQME) também definida como o erro padrão.

Para reduzir a dimensionalidade dos dados os valores de reflectância foram calculados através de uma janela de 10 nm. Esse passo de pré-tratamento reduziu as curvas espectrais dos solos para 215 valores de reflectância. Para diminuir a multicolinearidade das variáveis predictoras empregou-se o método estatístico stepwise. Nesse método as variáveis são adicionadas ou removidas do modelo de acordo com um nível de significância, com base na probabilidade p de 0,05. A análise de RLM dos dados foi realizada no software livre R (R DEVELOPMENT CORE TEAM, 2012).

No desenvolvimento dos mapas, os teores de argila, areia, silte e MOS foram analisados por meio de estatísticas descritivas e a dependência espacial por meio da geoestatística. Os dados experimentais foram submetidos ao ajuste de modelos teóricos esféricos utilizando o software livre SAGA GIS. Os parâmetros do modelo de variograma ajustado foram usados na interpolação dos dados por krigagem ordinária na construção dos mapas de variabilidade espacial.

6.3 Resultados e Discussão

A tabela 1 lista a análise descritiva do Log(Areia), Log(Silte), Log(Argila) e o Log(MOS), com o conjunto de calibração e validação. Considerando o conjunto de dados da análise descritiva fica claro que a transformação logarítmica reduz o desvio padrão para todas as propriedades. A transformação logarítmica confirma que todos os valores apresentam-se semelhantes e o pequeno intervalo entre os dados auxilia o modelo gerando menores erros (Tabela 1).

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

Estatística	Log(Areia) ¹		Log(Silte) ¹		Log(Argila) ¹		Log(MO) ¹	
	C	V	C	V	C	V	C	V
Média	2.65	2.64	2.39	2.41	2.18	2.18	1.51	1.56
Erro padrão	0.02	0.03	0.02	0.03	0.02	0.03	0.02	0.03
Mediana	2.64	2.67	2.55	2.54	2.19	2.21	1.53	1.56
Desvio padrão	0.24	0.24	0.33	0.32	0.28	0.25	0.33	0.33
Variância da amostra	0.06	0.06	0.11	0.10	0.08	0.06	0.11	0.11
Intervalo	1.09	1.07	1.27	1.25	1.15	1.10	1.66	1.67
Mínimo	1.87	1.90	1.57	1.59	1.54	1.52	0.73	0.71
Máximo	2.96	2.97	2.84	2.84	2.70	2.62	2.39	2.38

¹Log (g kg⁻¹).

O Teste de Levene indicou homogeneidade de variância de Log(Argila) entre os conjuntos de calibração e de validação ($p = 0,0089$). O Log(MOS) também apresenta homogeneidade de variância entre os conjuntos ($p = 0,0085$). Os valores de Log(Areia) e de Log(Silte) apresentam a mesma tendência.

A comparação entre os valores médios Log(Argila) para os conjuntos de calibração e validação não apresentou significativa diferença entre eles, de acordo com o teste t de Student ($p = 0,002$) em um nível de significância 0,01. Essa afirmação está de acordo para o Log(Areia), Log(Silte) e Log(MOS). Essa semelhança entre os conjuntos de calibração e validação é indicativa que as amostras de validação representam as amostras em estudo.

Na tabela 2, estão as funções multivariadas e as faixas espectrais utilizadas. Nota-se que a RLM é um modelo eficaz na predição da variável dependente em estudo. Por exemplo, no caso da inclusão de variáveis multicolineares nas análises estará perdendo graus de liberdade, o que conseqüentemente reduz o poder estatístico de suas conclusões. Isso significa que o alto grau de correlação entre as variáveis reduzem a precisão do modelo. Ao mesmo ponto em que, excluir do modelo as faixas espectrais importantes para a explicação das propriedades estudadas também podem estar auxiliando a redução da precisão do modelo.

Tabela 2 - Equações de regressão desenvolvidas para estimar as propriedades do solo por dados da reflectância.

Propriedade	Equações de Regressão
Log(Argila) =	$2,3609 + (R_{400} * 37,6921) + (R_{420} * -124,042) + (R_{460} * 113,4115) + (R_{600} * -78,715) + (R_{620} * 21,8626) + (R_{680} * 60,7454) + (R_{780} * -265,421) + (R_{800} * 336,7125) + (R_{880} * -315,201) + (R_{920} * 268,7121) + (R_{980} * -69,2871) + (R_{1200} * 366,797) + (R_{1240} * -464,954) + (R_{1320} * 128,169) + (R_{1400} * -63,5104) + (R_{1420} * 135,221) + (R_{1460} * -306,032) + (R_{1480} * 215,459) + (R_{1900} * 13,1365) + (R_{2180} * 39,9728) + (R_{2200} * -41,9588) + (R_{2260} * 27,1484) + (R_{2360} * -35,7119).$
Log(Areia) =	$2,6174 + (R_{400} * -23,797) + (R_{440} * 59,7425) + (R_{500} * -47,3756) + (R_{580} * 13,502) + (R_{760} * -134,695) + (R_{780} * 418,801) + (R_{800} * -607,055) + (R_{820} * 370,826) + (R_{920} * -88,075) + (R_{980} * 51,1539) + (R_{1100} * -55,827) + (R_{1260} * 145,734) + (R_{1320} * -144,865) + (R_{1400} * 141,523) + (R_{1420} * -97,538) + (R_{1740} * -144,223) + (R_{1780} * 190,926) + (R_{1840} * -45,803) + (R_{1900} * -16,683) + (R_{2060} * 108,087) + (R_{2080} * -147,116) + (R_{2140} * 78,144) + (R_{2180} * -33,106) + (R_{2340} * -37,758) + (R_{2380} * 36,862) + (R_{2480} * 6,141).$
Log(Silte) =	$2,4274 + (R_{2340} * 93,2815) + (R_{2080} * 205,009) + (R_{2060} * -219,215) + (R_{1840} * 140,203) + (R_{1780} * -222,876) + (R_{1640} * 688,718) + (R_{1620} * -750,035) + (R_{1360} * -133,673) + (R_{800} * 688,695) + (R_{700} * 271,577) + (R_{600} * -35,124) + (R_{2380} * -31,183) + (R_{2360} * -74,703) + (R_{1520} * 185,501) + (R_{1420} * 109,611) + (R_{1400} * -78,027) + (R_{1280} * 586,829) + (R_{1260} * -550,957) + (R_{1080} * 93,647) + (R_{980} * -151,318) + (R_{940} * 187,272) + (R_{840} * -304,554) + (R_{780} * -500,984) + (R_{720} * -200,654) + (R_{360} * 10,218).$
Log(MOS) =	$1,8716 + (R_{440} * -52,374) + (R_{500} * 78,4172) + (R_{580} * -37,044) + (R_{740} * 113,002) + (R_{780} * -317,026) + (R_{820} * 762,882) + (R_{840} * -646,573) + (R_{940} * 280,076) + (R_{980} * -268,309) + (R_{1040} * 254,828) + (R_{1060} * -192,786) + (R_{1280} * 172,427) + (R_{1300} * -290,90) + (R_{1320} * 252,641) + (R_{1360} * -169,62) + (R_{1380} * 104,282) + (R_{1400} * -42,588) + (R_{1580} * 275,699) + (R_{1620} * -293,31) + (R_{1700} * -67,762) + (R_{1860} * 130,349) + (R_{2140} * -72,728) + (R_{2340} * 57,2763) + (R_{2420} * -53,571) + (R_{2440} * 23,244).$

A figura 3 e 4 mostra o resultado da função de RLM com o valor de R^2 e o RQME para o conjunto de calibração e validação para cada propriedade do solo. Na figura 3 todos os modelos tiveram uma precisão semelhante, onde o melhor ajuste foi obtido para o Log(Areia) com coeficientes de determinação de 0,77 (figura 3c) e para calibração e 0,67 (figura 3d) para validação e os menores valores de RQME de 0,112 (figura 3c) para calibração e 0,142 (figura 3d) para validação. A figura 4 apresenta os resultados do Log(MOS) revelando o valor de R^2 de 0,70 (figura 4a) para calibração e 0,62 (figura 4b) para a validação. Os valores de RQME encontrados foram de 0,178 (figura 4a) e 0,200 (figura 4b).

Em geral a qualidade dos ajustes foram inferiores aos encontrados por Vasques et al. (2008), que testou vários pré-processamentos nas transformações dos dados da RES analisando o valor do logaritmo do carbono total (LogTC). Eles alcançaram o maior valor de R^2 de 0,86. Com base no R^2 , a capacidade preditiva da análise multivariada é adequada e a escolha da técnica multivariada mostrou ser eficaz.

Nanni e Demattê (2006) obtiveram valores expressivos para a quantificação da MOS, com R^2 de 0,79 e para o teor de argila, R^2 de 0,91 preditos pelo método de RLM. Sousa Junior et al. (2011) também determinaram a areia, silte, argila e MOS utilizando o RLM com resultados elaborados a partir da RES obtidas em nível terrestre, onde o modelo de predição para o teor de areia ($R^2 = 0,84$) obteve a melhor precisão, seguido da argila ($R^2 = 0,70$), silte ($R^2 = 0,57$) e o pior desempenho ficou para MOS ($R^2 = 0,38$). Esses trabalhos indicam que os modelos gerados nesse trabalho apresentam uma precisão aceitável.

Na tabela 3 estão apresentados os resultados da precisão da interpolação para as propriedades argila, areia, silte e MOS do solo. O modelo esférico apresentou o melhor padrão espacial mostrado no valor de R^2 e RQME do modelo. Esse modelo obteve um menor valor de variância não explicada (efeito pepita). A distância entre os pontos amostrados é superior ao alcance dos semivariogramas ajustados, argila igual a 3227 m, areia igual 3411 m, silte igual a 2267 m e MOS igual a 3926 m.

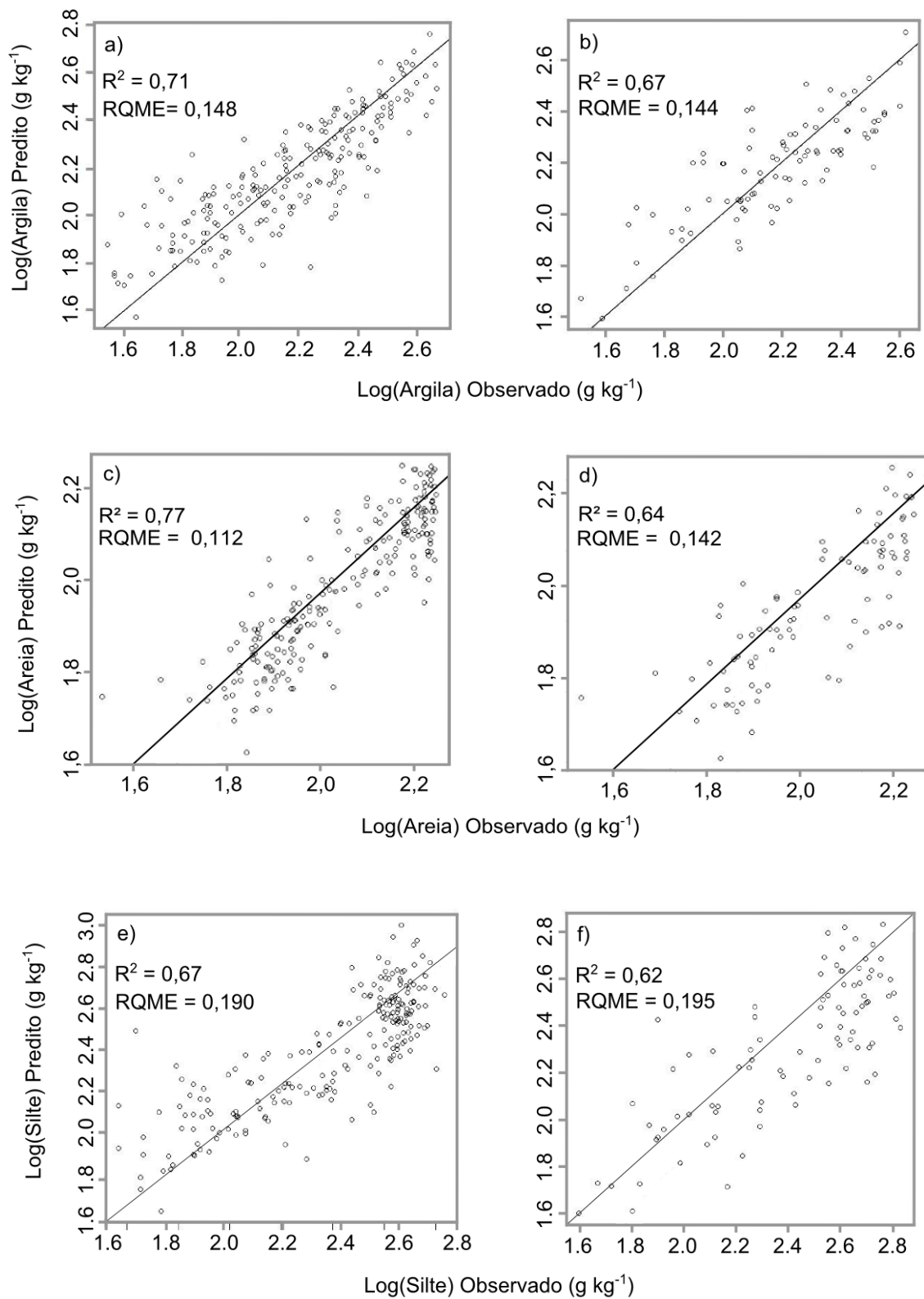


Figura 3 - Distribuição das amostras observadas versus previstas para o conjunto de dados de calibração (a), (c), (e), e para o conjunto de validação (b), (d), (f).

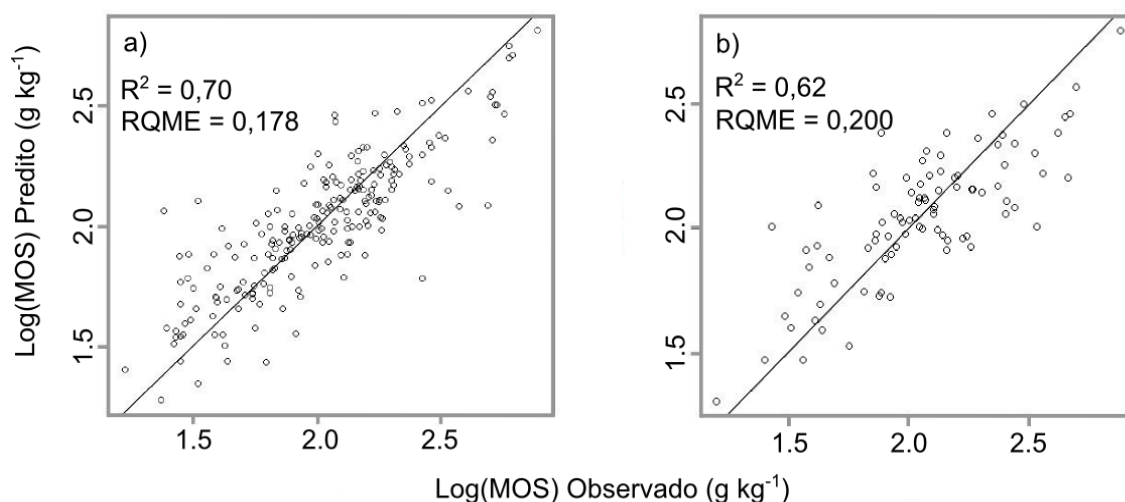


Figura 4 - Distribuição das amostras observadas versus preditas para o conjunto de dados de calibração (a) e para o conjunto de validação (b).

Tabelas 3 - Estatísticas das análises variográficas dos resíduos de predição da distribuição granulométrica do solo e MO em toda a área de estudo (n = 303).

Propriedade ¹	Modelo	Ef. Pepita	Patamar	Alcance	R ²	RQME
Argila	Esférico	9,8	14000	3227	96,2	2,64*10 ⁻⁷
Areia	Esférico	8,3	60000	3411	91,8	4,5*10 ⁻⁶
Silte	Esférico	7,5	28000	2267	91,6	2,34*10 ⁻³
MO	Esférico	11,7	18400	3926	88,2	9,18*10 ⁻⁸

¹O resultado do modelo foi utilizado para a propriedade observada e predita (Raiz quadrada média do erro – RQME).

A figura 5 exibe os mapas de cada propriedade e faz uma compara a interpolação das propriedades do solo observadas (análise tradicional) com as preditas (análise da reflectância espectral). Para analisar o resultado com mais clareza e revelar quais as áreas do mapa que foram preditas erroneamente, foi criado o mapa de diferença do observado versus predito (DOP) para cada propriedade.

O mapa da MOS foi a propriedade que mostrou os melhores resultados na interpolação dos mapas. A figura 5 mostra que o mapa de DPO da MOS apresenta maior coloração em azul o que explica o melhor resultado na interpolação dos mapas observado e o predito. Sorensen e Dalsgaard (2005) e Wetterlind et al. (2008a) também encontraram para a estimativa da MOS a melhor precisão em seus estudos.

O mapa interpolado de argila e areia tiveram resultados semelhantes com as colorações muito próximas nos dois mapas. Porém o mapa de DPO da areia expõe um erro maior na comparação dos mapas observado e predito em g kg^{-1} . Esta diferença pode ser provavelmente explicada pela alta variação do teor de areia na escala do mapa, onde o mínimo e o máximo valor de areia variou de 74 g kg^{-1} a 928 g kg^{-1} .

Estes erros de predição podem ser atribuído à diferença de elevação da área, onde nas extremidades norte, nordeste e noroeste do mapa estão as maiores altitudes. Outra questão que pode ter influenciado no aumento da DOP dos mapas interpolados estão as classes de solos encontrados na área. Os solos da região central sul do mapa são classificados como Argissolos Bruno-Acinzentados e Planossolos, que são as áreas mais baixas e planas. Na região central dos mapas estão os Neossolos e Cambissolos onde estão as maiores declividades e na região norte e nordeste os Argissolos Vermelhos nas áreas mais altas e planas onde o solo é bem drenado. A diferença granulométrica das amostras também auxilia no aumento da DOP dos mapas, por exemplo, o erro de predição do mapa de argila pode ser originado também pelo baixo teor de argila das amostras de solo (33 até 497 g kg^{-1}).

Sobre a amostragem dos solos no mapa é possível afirmar que, quando o grid de amostragem não tem um grande efeito sobre a variação do resultado dos mapas interpolados, pois a distância de separação das amostras variou de 18 a 328 m (SAMUEL-ROSA, 2012).

Embora os mapas revelarem uma pequena diferença entre os valores observados e preditos, é importante considerar os efeitos que essas diferenças podem ter na prática agrícola. No mapa da DOP da argila, por exemplo, o máximo valor predito erroneamente foi de 11%, isso significa que, há um erro de 110 g kg^{-1} no teor de argila no mapa interpolado. Do ponto de vista prático em agricultura de precisão, essa variação espacial das propriedades de interesse, como a argila, pode ter baixa interferência nas taxas de aplicação de insumos.

Analisando a figura 4, pode-se afirmar que próximo ao exutório da bacia encontrou-se a maior semelhança entre os mapas observados com os preditos. A explicação para esse fenômeno pode estar no fato de que, próximo ao exutório estão os maiores valores para o teor de argila no mapa, devido à erosão do solo que transporta o constituinte mais leve da granulometria. Samuel-Rosa et al. (2012) cita que o Rebordo do Planalto do RS possui constituição geológica e pedológica complexa devido às alterações naturais e antropogênicas na área. O autor ainda afirma que, em situações como essa não se deve esperar que os modelos preditivos apresentassem desempenho superior a 50%, o que seria equivalente ao desempenho dos mapas tradicionais de solo.

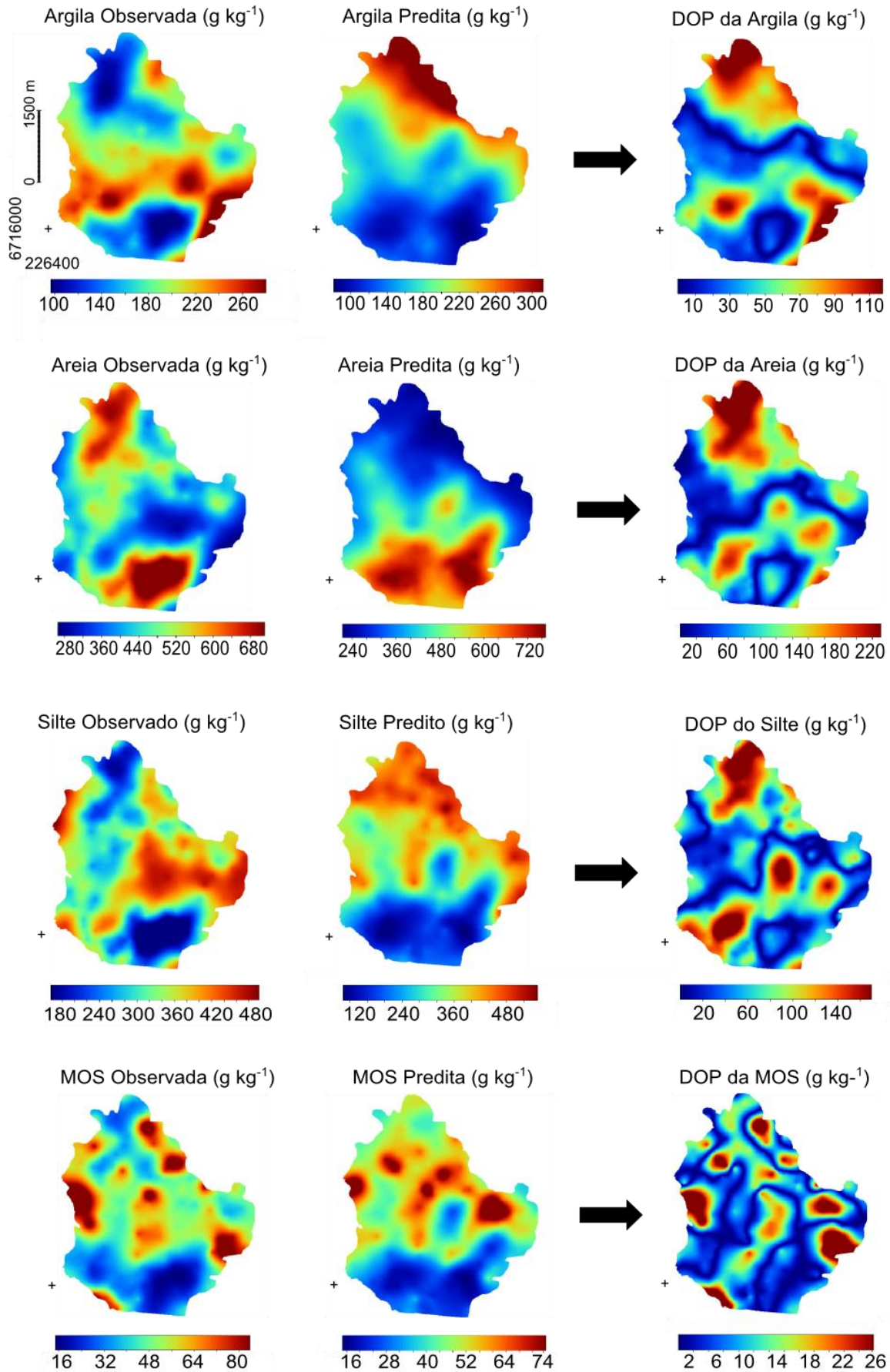


Figura 57 – Interpolação das propriedades do solo observadas (análise tradicional), previstas (análise da reflectância espectral) e a diferença do observado versus previsto (DOP).

6.4 Conclusão

Todos os modelos de RLM tiveram uma previsão aceitável e o melhor modelo foi encontrado para o $\text{Log}(\text{Areia})$ com R^2 de 0,77. A interpolação dos mapas mostrou que o mapa da MOS apresentou a menor DOP e foi a propriedade que mostrou os melhores resultados na interpolação dos mapas. A metodologia utilizada neste estudo pode ser difundida a outras áreas oferecendo uma técnica com boa relação custo-benefício para avaliar a textura e o teor de MOS.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

As pesquisas utilizando radiometria na determinação das propriedades do solo apresenta crescimento constante, principalmente no Brasil, onde esses estudos até poucos anos atrás eram irrelevantes. Essa técnica, capaz de prever determinadas características do solo deve ser perseguida com maior intensidade pois não utiliza reagentes químicos e portanto está aliada a visão sustentável do uso e manejo do solo na agricultura. Atualmente os cursos de graduação, como a agronomia, trazem um enfoque sustentável com o mínimo de destruição dos recursos naturais.

Existe a necessidade de buscar novas informações, investindo em equipamentos, como sensores mais precisos, além de encontrar análises alternativas para entender a interação de todas as propriedades do solo na região do espectro eletromagnético. O uso de técnicas estatísticas como a análise multivariada tem auxiliado no estabelecimento de funções de predição.

As interações entre as propriedades do solo como granulometria, umidade, mineralogia e MOS precisam ser melhores definidas ressaltando as diferentes feições no espectro eletromagnético e que possam ser captadas pelos sensores. Essas diferenças podem ser fundamentais para a capacidade preditora dos modelos.

A tendência é que aconteçam mais pesquisas, principalmente em condições de campo, a fim de diminuir os custos com coleta de amostras de solo, com o transporte de amostras para o laboratório e, assim, diminuir drasticamente o tempo de análise. Espera-se que no futuro o teor de MOS, por exemplo, possa ser determinado instantaneamente utilizando-se um espectroradiômetro portátil à campo.

Com a demanda de maiores informações dos solos, em nível global, regional e local, a RES pode ser um grande aliado detalhando informações que podem ser utilizadas largamente no mapeamento digital de solos, com redução nos custos e no tempo de elaboração dos mesmos.

Além da metodologia de boa relação custo benefício, vale destacar aqui também a utilização dos softwares livres e sem custos, que proporcionou a aplicação de técnicas avançadas de regressão na análise dos dados, utilizando o software R e na interpolação dos mapas, utilizando o software SAGA GIS.

REFERÊNCIAS

AWITI, A. O.; WALSH, M. G.; SHEPHERD, K. D.; KINYAMARIOET, J. Soil condition classification using infrared spectroscopy: A proposition for assessment of soil condition along a tropical forest-cropland chronosequence. **Geoderma**, Amstergam, v. 143, p. 73-84, 2008.

BECK, R. H. **Spectral characteristics of soils related to the interaction of soil moisture, organic carbon, and clay content**. 1975. 82 f. Thesis, Purdue University, West Lafayette, 1975.

BELLINASO, H. **Biblioteca espectral de solos e sua aplicação na quantificação de atributos e classificação**. 2009. Dissertação (Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas) - Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2009. Disponível em: <<http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/11/11140/tde-23062009-104258/>>. Acesso em: Ago. 2012.

BELLINASO, H.; DEMATTE, J. A. M.; ROMEIRO, S. A. Soil spectral library and its use in soil classification. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa , v. 34, n. 3, Jun. 2010.

BEN-DOR, E.; CHABRILLAT, S.; DEMATTÊ, J. A. M.; TAYLOR, G. R.; HILL, J.; WHITING, M. L.; SOMMER, S. Using imaging spectroscopy to study soil properties. **Remote Sensing of Environment**, v. 113, p. 538-555, 2009.

BILGILI, A. V.; VAN ES, H. M.; AKBAS, F.; DURAK, A.; HIVELEY, W. D. Visible-near infrared reflectance spectroscopy for assessment of soil properties in a semi-arid area of Turkey, **Journal of Arid Environments**, v. 74, n. 2, p. 229-238, Feb 2010.

BOUMA, J. Using soil survey data for quantitative land evaluation. **Advances in Soil Science**, New York, v. 9, p. 177-213, 1989.

BOWERS, S. A.; HANKS, R. J. Reflection of radiant energy from soils. **Soil Science**, Baltimore, v. 100, p. 130-138, 1965.

BRASIL, Secretaria de Política Agrícola, Instrução Normativa N° 2, de 9 de Outubro de 2008, **Ministério da Agricultura Pecuária e Abastecimento**, 2008 Disponível em: <<http://www.in.gov.br/visualiza/index.jsp?data=10/10/2008&jornal=1&pagina=71&totalArquivos=152>>. Acesso em: 12 abr. 2012.

BRICKLEMYER R. S.; BROWN, D. J. On-the-go VisNIR: Potential and limitations for mapping soil clay and organic carbon. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 70, n. 1, p. 209-216, Jan. 2010.

BROWN, D. J.; SHEPHERD, K. D.; WALSH, M. G.; MAYS, M. D; REINSCH, T. G. Global soil characterization with VNIR diffuse reflectance spectroscopy. **Geoderma**, Amsterdam, v. 132, p. 273-290, 2006.

BROWN, D. J. Using a global VNIR soil-spectral library for local soil characterization and landscape modeling in a 2nd-order Uganda watershed. **Geoderma**, Amsterdam, v. 140, p. 444-453, 2007.

BUDIMAN, M.; MCBRATNEY A. B.; MENDONÇA-SANTOS, M. de L.; SANTOS H. G. dos. **Revisão sobre funções de pedotransferência (PTFs) e novos métodos de predição de classes e atributos do solo**. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 2003. 50 p. (Embrapa Solos. Documentos; n. 45).

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

COHEN, M.; MYLAVARAPU, R. S.; LEE, W. S.; CLARK, M. Reflectance spectroscopy for routine agronomic soil analyses. **Soil Science**, v. 172, p. 469-485, 2007.

DALMOLIN, R. S. D. **Matéria orgânica e características físicas, químicas, mineralógicas e espectrais de Latossolos de diferentes ambientes**. 2002. 151f. Tese (Doutorado em Ciência do Solo) - Programa de Pós-graduação em Ciência do Solo, Universidade Federal do Rio Grande do Sul. 2002.

DALMOLIN, R. S. D.; GONCALVES, C. N.; KLAMT, E.; DICK, D. P. Relação entre os constituintes do solo e seu comportamento espectral. **Ciência Rural**, v. 35, p. 481-489, 2005.

DEMATTE, J. A. M.; GARCIA, G. J. Alteration of soil properties through a weathering sequence as evaluated by spectral reflectance. **Soil Science of America Journal**, Madison, v. 63, n. 2, p.327-342, Mar./Apr. 1999.

DEMATTE, J. A. M. Characterization and discrimination of soils by their reflected electromagnetic energy. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 37, n. 10, Oct. 2002.

DEMATTE, J. A. M.; CAMPOS, R. C.; ALVES, M. C.; FIORIO, P. R.; NANNI, M. R. Visible-NIR reflectance: a new approach on soil evaluation. **Geoderma**, Amsterdam, v. 121, p. 95-112, 2004.

DEMATTE, J. A. M.; NANNI, M. R.; FORMAGGIO, A. R.; EPIPHANIO, J. C. N. Spectral reflectance for the mineralogical evaluation of Brazilian low clay activity soils. **International Journal of Remote Sensing**, v. 28, n. 20, p. 4537-4559, 2007.

DEMATTE, J. A. M.; BORTOLETTO, M. A. M.; VASQUES, G. M.; RIZZO R. Quantificação de matéria orgânica do solo através de modelos matemáticos utilizando colorimetria no sistema Munsell de cores. **Bragantia**, v. 70, p. 590-597, 2011.

EMBRAPA. **Manual de métodos de análise de solo**. 2 ed. Rio de Janeiro: EMBRAPA, 1997. 212p.

GE, Y.; MORGAN, C. L. S.; GRUNWALD, S.; BROWN, D. J.; SARKHOT, D. V. Comparison of soil reflectance spectra and calibration models obtained using multiple spectrometers. **Geoderma**, Amsterdam, v. 161, p. 202-211, 2011.

GENU, A. M.; DEMATTE, J. A. M. Prediction of soil chemical attributes using optical remote sensing. **Acta Scientiarum Agronomy** (Online), Maringá, v. 33, n. 4, Dec. 2011.

GRUNWALD, S.; RAMASUNDARAM, V.; COMERFORD, N. B.; BLISS, C. M. Are Current Scientific Visualisation and Virtual Reality Techniques Capable to Represent Real Soil-Landscapes?, In: LAGACHERIE, P.; MCBRATNEY, A. & VOLTZ, M., eds. **Digital soil mapping: An introductory perspective**. Amsterdam, Elsevier, 2007. p. 571-580.

GUERRERO, C.; VISCARRA ROSSEL, R. A.; MOUAZEN, A. M. Special issue 'Diffuse reflectance spectroscopy in soil science and land resource assessment' **Geoderma**, Amsterdam, v. 158, p. 1-2, Aug. 2010.

HENGL T., **Pedometric mapping: bridging the gaps between conventional and pedometric approaches**. 2003, PhD thesis, University of Wageningen, Enschede, 214p.

HENGL, T.; TOOMANIAN, N.; REUTER, H. I.; MALAKOUTI, M. J. Methods to interpolate soil categorical variables from profile observations: lessons from Iran. **Geoderma**, Amsterdam, v. 140, p. 417-427, 2007.

HYNDMAN R. J.; KOEHLER, A. B. Another look at measures of forecast accuracy. **International Journal of Forecasting**, v. 22, p. 679-688, 2006.

JENNY, H. **Factors of soil formation: A system of quantitative pedology**. New York, Dover Publications, 1994. 281p.

LAGACHERIE, P.; MCBRATNEY, A. B. Spatial soil information systems and spatial soil inference systems: Perspectives for digital soil mapping. In: LAGACHERIE, P.; MCBRATNEY, A. & VOLTZ, M., eds. **Digital soil mapping: An introductory perspective**. Amsterdam, Elsevier, 2007. p. 3-22.

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 and Tillage Research**, v. 123, p. 78-86, July 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**, Amsterdam, v. 97, p. 293-327, 2000.

MCBRATNEY, A. B.; MINASNY, B.; VISCARRA ROSSEL, R. Spectral soil analysis and inference systems: A powerful combination for solving the soil data crisis, **Geoderma**, Amsterdam, v. 136, p. 272-278, Dec. 2006.

MCBRATNEY, A. B.; LAGACHERIE P.; VOLTZ, M. **Digital Soil Mapping, An Introductory Perspective**. Developments in Soil Science. Volume 31. Amsterdam: Elsevier, 2007. 600p.

MCDOWELL, M. L.; BRULAND, G. L.; DEENIK, J. L.; GRUNWALD S.; KNOX, N. M. Soil total carbon analysis in Hawaiian soils with visible, near-infrared and mid-infrared diffuse reflectance spectroscopy, **Geoderma**, Amsterdam, v. 189–190, p. 312-320, Nov. 2012.

MIGUEL, P. **Caracterização pedológica, uso da terra e Modelagem da perda de solo em áreas de Encosta do rebordo do planalto do RS**. Dissertação (Mestrado em Ciência do Solo) - Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, RS. 112p, 2010.

MINASNY, B.; MCBRATNEY, A. B. Regression rules as a tool for predicting soil properties from infrared reflectance spectroscopy. **Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems**, v. 94, n. 1, p. 72-79, 2008.

MOUAZEN, A. M.; KAROUI, R.; DE BAERDEMAEKER, J.; RAMON, H. Classification of soil texture classes by using soil visual near infrared spectroscopy and factorial discriminant analysis techniques. **Journal Near Infrared Spectroscopy**, v. 13, n. 4, p. 231–240, 2005.

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.

NANNI, M. R.; CÉZAR, E.; CHICATI, M. L.; HATA, F. T.; OLIVEIRA, R. B.; DEMATTÊ, J. A. M. Discriminação de unidades de paisagem para fins de levantamentos pedológicos por meio da resposta espectral orbital. **Acta Scientiarum Agronomy**, v. 32, p. 555-561, 2010.

PAWLOWSKY-GLAHN, V.; EGOZCUE, J. J. Compositional data and their analysis: an introduction. In: BUCCIANI, A.; MATEU-FIGUERAS, G.; PAWLOWSKY-GLAHN, V. (Eds.). **Compositional data analysis in the geosciences: from theory to practice**. London: Geological Society, 2006. p.1-10.

R DEVELOPMENT CORE TEAM R: **A language and environment for statistical computing**. 2012. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0, Disponível em <<http://www.R-project.org/>> Acessado em 27 July, 2012.

RAMÍREZ-LÓPEZ, L. **Pedologia quantitativa: espectrometria VIS-NIR-SWIR e mapeamento digital de solos**. 2009. 171 p. Dissertação (Mestrado em Solos e Nutrição de Plantas) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2009.

REEVES, J. B. Near-versus mid-infrared diffuse reflectance spectroscopy for soil analysis emphasizing carbon and laboratory versus on-site analysis: Where are we and what needs to be done?. **Geoderma**, Amsterdam, v. 158, p. 3-14, 2010.

SAMUEL-ROSA, A. **Funções de predição espacial de propriedades do solo**. Dissertação (Mestrado em Ciência do Solo) – Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, RS. 2012. 221p. Disponível em: <<http://w3.ufsm.br/ppgcs/disserta%E7%F5es%20e%20teses/disserta%E7%E3o%20Alessandro%20Samuel%20Rosa.pdf>>. Acesso em: Agosto de 2012.

SANKEY, J. B.; BROWN, D. J.; BERNARD, M. L.; LAWRENCE, R. L. Comparing local vs. global visible and near-infrared (VisNIR) diffuse reflectance spectroscopy (DRS) calibrations for the prediction of soil clay, organic C and inorganic C. **Geoderma**, Amsterdam, v. 148, p. 149-158, 2008.

SCULL, P.; FRANKLIN, J.; CHADWICK, O. A. The application of classification tree analysis to soil type prediction in a desert landscape, **Ecological Modelling**, v. 181, n. 1, p. 1-15, Jan. 2005.

SHEPHERD, K. D.; WALSH, M. G. Development of reflectance spectral libraries for characterization of soil properties. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 66, p. 988-998, May-June 2002.

SORENSEN, L. K.; DALSGAARD, S. Determination of clay and other soil properties by near infrared spectroscopy. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 69, p. 159-167, 2005.

SOUSA 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**, v. 70, p. 610-621, 2011.

STENBERG, B. Effects of soil sample pretreatments and standardized rewetting as interacted with sand classes on Vis-NIR predictions of clay and soil organic carbon. **Geoderma**, Amsterdam, v. 158, p. 15-22, 2010.

STENBERG, B.; VISCARRA ROSSEL, R. A.; MOUAZEN, A. M.; WETTERLIND J. Visible and near infrared spectroscopy in soil science. **Advances in Agronomy**, v. 107, p. 163-215, 2010.

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

STRECK, E. V.; KÄMPF, N.; DALMOLIN, R. S. D.; KLAMT, E.; NASCIMENTO, P. C.; SCHNEIDER, P.; GIASSON, E.; PINTO, L. F. S. **Solos do Rio Grande do Sul**. 2.ed. rev. e ampl. Porto Alegre, EMATER/RS-ASCAR, 2008. 222p.

STUMPE, B.; ENGEL, T.; STEINWEG, B.; MARSCHNER, B. Application of PCA and SIMCA statistical analysis of FT-IR spectra for the classification and identification of different slag types with environmental origin. **Environmental Science & Technology**, 46:3964-3972, 2012.

SUMMERS, D.; LEWIS, M.; OSTENDORF, B.; CHITTLEBOROUGH, D. Visible near-infrared reflectance spectroscopy as a predictive indicator of soil properties. **Ecological Indicators**, v. 11, n. 1, p. 123-131, 2011.

TEN CATEN, A. **Mapeamento digital de solos: metodologias para atender a demanda por informação espacial em solos**. 2011. 108f. Tese (Doutorado em Ciência do Solo) - Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, RS. 2011.

TEN CATEN, A.; DALMOLIN, R. S. D.; PEDRON, F. A.; MENDONÇA-SANTOS, M. DE L. Regressões Logísticas Múltiplas: fatores que influenciam sua aplicação na predição de classes de solos. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 35, n. 1, fev. 2011a.

TEN CATEN, A.; DALMOLIN, R. S. D.; MENDONÇA-SANTOS, M. DE L.; GIASSON, E. Mapeamento digital de classes de solos: características da abordagem brasileira. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 42, n. 11, p. 1989-1997, 2012.

TERRA, F. da S. **Espectroscopia de reflectância do visível ao infravermelho médio aplicada aos estudos qualitativos e quantitativos de solos**. 2011. Tese (Doutorado em Solos e Nutrição de Plantas) - Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2011. Disponível em: <<http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/11/11140/tde-23032012-105559/>>. Acesso em: Agosto de 2012.

VASQUES, G. M.; GRUNWALD, S.; SICKMAN, J. O. Comparison of multivariate methods for inferential modeling of soil carbon using visible/near-infrared spectra. **Geoderma**, Amsterdam, v. 146, p. 14–25, 2008.

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**, Amsterdam, v. 131, p. 59-75, 2006.

VISCARRA ROSSEL, R. A.; MCBRATNEY, A. B. Diffuse reflectance spectroscopy as a tool for digital soil mapping. In: Hartemink AE, McBratney AB and Mendonça-Santos L. (Eds). **Digital soil mapping with limited data**. Developments in Soil Science, Amsterdam, chap. 13, p. 165-172, 2008.

VISCARRA ROSSEL, R. A. The Soil Spectroscopy Group and the development of a global soil spectral library. **NIR News**, v. 20, ed. 4, p. 14–15, 2009.

VISCARRA ROSSEL, R. A.; BEHRENS, T. Using data mining to model and interpret soil diffuse reflectance spectra. **Geoderma**, Amsterdam, v. 158, p. 46-54, 2010.

VISCARRA ROSSEL, R. A.; MCBRATNEY, A. B.; MINASNY, B. **Proximal soil sensing**. ed. 1, New York: Springer, 2010. 468 p.

VISCARRA ROSSEL, R. A.; CHEN, C. Digitally mapping the information content of visible–near infrared spectra of surficial Australian soils. **Remote Sensing of Environment**, v. 115, p. 1443-1455, 2011.

VISCARRA ROSSEL, R. A.; WEBSTER, R. Discrimination of Australian soil horizons and classes from their visible–near infrared spectra. **European Journal of Soil Science**, v. 62, p. 637–647, Aug. 2011.

WEBSTER, R. The development of pedometrics. **Geoderma**, Amsterdam, v. 62, p. 1-15, 1994.

WETTERLIND, J.; STENBERG, B.; JONSSON, A. Near infrared reflectance spectroscopy compared with soil clay and organic matter content for estimating within-field variation in N uptake in cereals. **Plant and soil**. v. 302, n. 1-2, p. 317-327, 2008a.

WETTERLIND, J.; STENBERG, B.; SÖDERSTRÖM, M. The use of near infrared (NIR) spectroscopy to improve soil mapping at the farm scale. **Precision Agriculture**, v. 9, p. 57–69, 2008b.

YEOMANS, J. C.; BREMNER, J. M. A rapid and precise method for routine determination of organic carbon in soil. **Communications in Soil Science and Plant Analysis**. v. 19, p. 1467-1476, 1988.

ZHAI Y.; THOMASSON, J. A.; BOGGESS III, J. E.; SUI, R. Soil texture classification with artificial neural networks operating on remote sensing data. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 54, n. 2, p. 53-68, Dec. 2006.

ZHAO, Z.; CHOW, T. L.; REES, H. W.; YANG, Q.; XING, Z.; MENG, F.-R. Predict soil texture distributions using an artificial neural network model. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 65, n. 1, p. 36-48, Jan. 2009.

ANEXOS

Anexo 1 - Rotina das análises estatísticas realizadas no ambiente R

a) Análise discriminante

```
library(MASS)
dados =read.table("dados.csv",header=TRUE)
attach(dados)
fd=lda(argila~b1+b2+b3+b4+b5+b6+b7+b8+b9+b10+b11+b12+b13+b14+b15+b16+b17+b
18+b19+b20+b21+b22)
fd.lda=predict(fd)
table(dados$argila,fd.lda$class)
fd2=table(dados$argila,fd.lda$class)
diag(prop.table(fd2,1)) #porcentagem correta de cada
categoria
sum(diag(prop.table(fd2))) #total porcentagem correta
flda=data.frame(fd.lda$argila,class=fd.lda$class)
XYplot(LD1~LD2,data=flda,groups=class)
```

b) Análise de componentes principais

```
library(MASS)
dados=read.table("dados.csv",header=TRUE)
attach(dados)
dados_pca=cbind(dados$b1,dados$b2, dados$b3,...dados$b22)
pairs(dados_pca)
dados_pca2=princomp(dados_pca,scores=TRUE,cor=TRUE)
summary(dados_pca2)
plot(dados_pca2)
biplot(dados_pca2)
plot(dados_pca2$loadings,asp=1,pch=20)
abline(v=0,h=0)
arrows(0,0, dados_pca2$loadings[,1], dados_pca2$loadings[,2])
text(dados_pca2$loadings,rownames(dados_pca2$loadings),pos=2)
```

c) Elaboração do triângulo textural

```
library(soiltexture)
dados=read.table("dados.csv",header=TRUE)
attach(dados)
texture=cbind(argila,silte,areia,origem)
TT.plot(tri.data=texture,css.lab=c("Argila(%)","Silte(%)","Areia(%)"),font
.axis=6,font.lab=6,grid.col="gray",class.sys="none",frame.bg.col="white",c
ex=1,lwd.axis=2,lwd.lab=2,col=texture[, "origem"],pch=20)
TT.plot(class.sys="USDA.TT") #ou "FA050.TT"
```

d) Análise de regressão linear múltipla

```
dados=read.table("dados.csv",header=TRUE)
attach(dados)
library(MASS)
fit=lm(argila~b1+b2+b3+b4+b5+b6+b7+b8+b9+b10+b11+b12+b13+b14+b15+b16+b17+b
18+b19+b20+b21+b22,data=mydata)
summary(fit)
fitted(fit)
residuals(fit)
anova(fit)
plot(fit)
abline(v=0,h=0)
```

```
fit2=stepAIC(fit,direction="both", trace=FALSE) #método stepwise
fit2$anova
plot(fit2)
abline(v=0,h=0)
```

e) Análise de RQME

```
library(qpcR)
RMSE(fit2,which=NULL)
```

f) Análise descritiva

```
dados=read.table("dados.csv",header=TRUE)
attach(dados)
mean(argila)
sum(argila)
var(argila)
sd(argila)
median(argila)
max(argila)
min(argila)
range(argila)
summary(argila)
hist(argila)
```

g) Teste de Levene

```
Pacote: car
dados=read.table("dados.csv",header=TRUE)
attach(dados)
levene.test(dados$argila, dados$calibracao)
```

h) testes de KMO (Kaiser-Meyer-Olkin)

```
dados=read.table("dados.csv",header=TRUE)
attach(dados)
library(corpcor)
kmo.test=function(df)
cor.sq = cor(df)^2
cor.sumsq = (sum(cor.sq)-dim(cor.sq)[1])/2
library(corpcor)
pcor.sq = cor2pcor(cor(df))^2
pcor.sumsq = (sum(pcor.sq)-dim(pcor.sq)[1])/2
kmo = cor.sumsq/(cor.sumsq+pcor.sumsq)
return(kmo)
```

i) Teste t de Student

```
library(psych)
dados=read.table("dados.csv",header=TRUE)
attach(dados)
amostra=c(argila)
t.test(amostra,mu=303)
```

Anexo 2 - Rotina das análises geoestatísticas realizadas no SAGA-GIS

```
Foram importadas as amostras no formato shapefile
Análise geoestatística na ferramenta statial and geostatistics - kriging
Método ordinary kriging (global)
```